



TESIS DOCTORAL

Eco-driving: Ahorro de energía basado en el comportamiento del conductor

Autor:

Víctor Corcoba Magaña

Director/es:

Mario Muñoz Organero

Tutor:

Mario Muñoz Organero

DEPARTAMENTO DE TELEMÁTICA

Leganés



Universidad
Carlos III de Madrid
www.uc3m.es



TESIS DOCTORAL

Eco-Driving: Ahorro de energía basado en el comportamiento del conductor

Autor: Víctor Corcoba Magaña

Director/es: Mario Muñoz Organero

Firma del Tribunal Calificador:

Firma

Presidente: (Nombre y apellidos)

Vocal: (Nombre y apellidos)

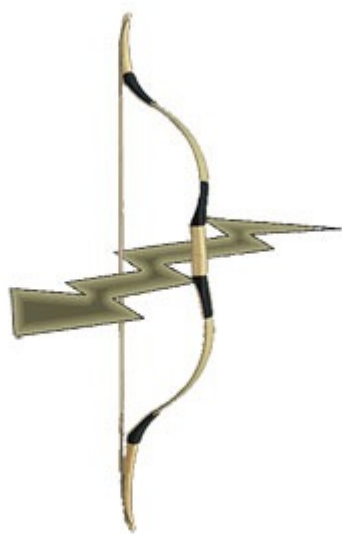
Secretario: (Nombre y apellidos)

Calificación:

Leganés/Getafe, de de

Financiación

The research leading to these results has received funding from the ARTEMISA project TIN2009-14378-C02-02 within the Spanish "Plan Nacional de I+D+I", from the European Union's Seventh Framework Programme managed by REA-Research Executive Agency (FP7/2007-2013) under grant agreement n° 286533 and from the Spanish funded HAUS IPT-2011-1049-430000 project.



Artemisa
- Eficiencia energética -



Dedico este arduo trabajo, pero muy gratificante a:

A Victoria, porque juntos no hay ningún reto o momento que no podamos superar.

A mis padres por su lucha constante por conseguir que sus hijos tengan un buen futuro.

A mi abuela Gloria por sus continuos desvelos, su estrella siempre brillará y estará presente.

Agradecimientos

A lo largo de estos cuatro años muchas personas han contribuido de forma directa o indirecta en este trabajo. Durante este periodo ha habido momentos buenos y malos, sin su ayuda no habría sido posible finalizar este trabajo.

A Mario Muñoz Organero, por sus cualidades personales, su capacidad de trabajo y dirección en el desarrollo de la tesis, que han sido fundamentales para su consecución. Muchas gracias por el apoyo en aspectos tanto profesionales como personales.

A todos los miembros del Laboratorio Gradient que han facilitado en todo momento la realización de este trabajo, y han colaborado con sus sugerencias. En especial a Maria Blanca, Daniel, Florina, Andrés y Pablo que se preocuparon por mi estado de salud cuanto estaba enfermo.

A la secretaria del departamento de Telemática de la UC3M. Su amabilidad, rapidez y capacidad para realizar todas las gestiones ha sido de gran ayuda.

Al grupo INDIFOR, del departamento de Lenguajes y Sistemas informáticos de la Universidad de Sevilla, que con su experiencia, apoyo y retroalimentación han ayudado en diversos aspectos de este trabajo. En especial a Juan Antonio Ortega Ramírez, Alejandro Fernandez Montes y Juan Antonio Álvarez García por su gran acogida durante la estancia en Sevilla y sus recomendaciones para mejorar este trabajo.

A los profesores Jose Manuel Zurita López y Juan Luis Castro Peña del departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial de la Universidad de Granada por brindarme la oportunidad de formar parte de su equipo de investigación e iniciarme en este campo. Sus consejos me han sido de enorme utilidad en mi trabajo.

A los compañeros y ahora amigos Iván, Álvaro, Julio, Maite, Mario, Jessica, David, Arturo, Marce y Alberto. Gracias a vosotros me he sentido como en mi tierra, Granada.

A Claudia, Sonia, Sofía, Beatriz, Soledad, Olga, Jorge y Marcos por compartir tantos momentos de ocio y trabajo. Me siento muy afortunado por haber trabajado en algo que me gusta y contar con unos compañeros y amigos como vosotros.

A Pedro, Rocio, David y Esther. El mejor fruto que he obtenido de un congreso ha sido vuestra amistad. Como olvidar todos los buenos momentos que hemos pasado los fines de semana en Madrid el grupo “de Despeñaperros para abajo”.

A Antonio, Ramón, Olga, Antonio, Jesús, Carlos, David, Lorena, Francisco, Juan, Santiago, Sonia, Jorge, Marina, Consuelo, Paco, Ana y Manuel por haber colaborado de forma desinteresada con sus vehículos en las pruebas realizadas durante esta investigación.

A la hermana María Ángeles, Conchi, Juan, Mercedes, y tantas personas que se preocuparon por el estado de salud de mi padre e incluso vinieron a Madrid a visitarlo. En esos momentos tan difíciles sus ánimos fueron fundamentales.

A mis amigos de Granada: Alejandro, Elena, Javier, Cristina, Fran, Rocio, Elisabeth, Javier Castro, Marisa, Higinio y Jorge. Los reencuentros en vacaciones

siempre se convierten en momentos especiales llenos de recuerdos, anécdotas pasadas y planes futuros.

A Don Eduardo, el maestro que despertó en mí el interés por la ciencia. Sus clases eran realmente magistrales y sus lecciones eran valores para la vida que nunca olvidaré. Espero en el futuro poder despertar en mis alumnos esa chispa que me hizo descubrir y transmitirles la curiosidad por todas las áreas del conocimiento humano.

A mis padres por su ayuda, sacrificios y ánimos. En estos cuatro años ha habido momentos difíciles, pero yo sé que me llegarías a ver leyendo este trabajo. Hace apenas unos años, con vosotros llegue a mi primera escuela, juntos forjamos un sueño, y hoy llegamos a la meta, ¡Gracias!

A mi hermana, nunca olvido tu fecha de nacimiento porque deseaba con ganas tener una persona con la que compartir juegos y alegrías. Pero me has acompañado en muchas cosas más, tanto buenas como malas. Recuerdo como a pesar de tu corta edad me animabas cuando empecé la carrera, y como sabes, todavía tengo colgado el dibujo que me hiciste cuando estaba preparando los exámenes. Contigo he aprendido que cuando dos hermanos están unidos, las montañas se convierten en llanuras.

A mis abuelos Sebastián y Gloria. Siempre atentos de sus nietos, nunca olvidaré sus constantes desvelos como la bufanda que me regaló mi abuela para el “frío madrileño” o la ayuda de mi abuelo en las tareas de tecnología. Hemos pasado muchos momentos juntos. Hoy su pequeño ingeniero ya es “doctor”. Aunque mi abuela ya no este entre nosotros sé que en algún lugar recibirá la noticia de que ya he terminado este arduo trabajo y estará orgullosa.

A mis abuelos de “Villablino” José y Milagros, por enseñarme a amar la naturaleza y descubrir un lugar mágico, el valle de Laciana. ¡Como añoro aquellas vacaciones donde construíamos cabañas y merendaba empanada!.

A Victoria, compañera infatigable en este viaje que es la vida. Tras estos siete años juntos, no hay día que me levante sin pensar en lo afortunado que soy por estar contigo. La alegría y las fuerzas que me transmites hacen que nunca desfallezca. Por numerosas que sean las piedras en el camino, es más fácil superarlas cuando estas con la persona adecuada.

Resumen

El crecimiento del número de vehículos en circulación ha experimentado un fuerte aumento en los últimos 20 años. La generalización del uso del automóvil ha tenido efectos muy positivos en la economía de los países. Sin embargo, también ha provocado grandes problemas debido a la contaminación y a la cantidad de energía que consumen. Por otra parte, la mayoría de los vehículos emplean hidrocarburos, que no se encuentran disponibles en todas las regiones, provocando dependencias energéticas entre países. Además, su extracción tiene un impacto muy grande en el medioambiente.

Los vehículos se han convertido en un problema importante para los gobiernos y los habitantes, que sufren enfermedades respiratorias provocadas por los gases que emiten. Ante estos inconvenientes, los gobiernos han desarrollado normativas para regular las emisiones de los vehículos. Los conductores también han empezado a exigir vehículos que consuman menos debido al aumento del precio del combustible, convirtiéndose en un factor muy importante a la hora de comprar un vehículo. Todo esto ha contribuido a que los fabricantes introduzcan en los vehículos mejoras orientadas a reducir el consumo de combustible como: optimización del motor, reducción del peso del vehículo, motores híbridos, mejoras aerodinámicas. Sin embargo, estas medidas resultan insuficientes porque el porcentaje de vehículos antiguos en circulación es muy alto.

El consumo de combustible depende del vehículo, el entorno y el comportamiento del conductor. Recientemente ha surgido un método para reducir el consumo denominado “Eco-Driving”. Esta técnica de conducción se basa en el control óptimo de las variables que controla el conductor como la velocidad, la aceleración, la desaceleración y la marcha. El ahorro se consigue al minimizar las pérdidas de energía. Este método para mejorar el consumo y reducir la emisión de gases contaminantes es muy útil porque es independiente de la tecnología del vehículo. Sin embargo, el conductor necesita contar con conocimientos sobre conducción eficiente.

Esta tesis se centra en la necesidad de que los conductores aprendan cómo conducir eficientemente siguiendo unas normas, basadas en la física, que reducen las demandas innecesarias de energías. Para ello se propone el uso de un asistente que evalúa el comportamiento del conductor desde el punto de vista de la eficiencia, y le propone mejoras. Además, a diferencia de otras propuestas, el sistema proporciona información sobre el entorno cercano para que el usuario pueda tomar decisiones con la suficiente antelación. Esta información es muy importante porque la clave del “eco-driving” es la capacidad del conductor para predecir el estado de la carretera en un futuro cercano. Otro de los objetivos principales de este trabajo de investigación es desarrollar métodos para motivar al usuario a conducir eficientemente, ya que en muchos estudios previos se demuestra que el conductor tiende a volver a sus hábitos de conducción previos a pesar de haber recibido formación sobre “eco-driving”.

Los resultados obtenidos en la etapa de experimentación muestran un ahorro de hasta el 22.5% de combustible utilizando la propuesta descrita en esta tesis. No obstante, este porcentaje depende de la respuesta del usuario a las recomendaciones y de su estilo de conducción previo. Además se observó que es importante conocer el perfil de conducción del usuario para ajustar los consejos, y que el aprendizaje se haga de forma progresiva. En caso contrario, el conductor perderá el interés. Conocer el tipo de usuario también es relevante para elegir el incentivo que se usará como retroalimentación. Finalmente, se constata que es imprescindible emplear métodos para motivar al usuario a conducir eficientemente, siendo la gamificación una buena estrategia para conseguirlo.

keywords: eco-driving, ahorro energético, optimización del consumo de combustible, sistema inteligente de transportes, gamificación, lógica difusa, clustering, inteligencia artificial

Abstract

The growth in the number of vehicles in circulation has experienced a strong increase in the last 20 years. The widespread use of the automobile has had very positive effects on the economy of the countries. However, they have also led to major problems due to the pollution produced and the amount of energy required. On the other hand, most of the vehicles employ hydrocarbons, which are not available in all regions, causing energy dependencies between countries. In addition, its extraction has a very large impact on the environment.

The vehicles have become an important problem for governments and residents who suffer from respiratory diseases caused by greenhouses emissions. In order to avoid these problems, governments have developed regulations to control the emissions from vehicles. The drivers have also begun to require efficient vehicles due to the increase in fuel prices. Currently, the fuel consumption is a very important factor to buy a vehicle. All this has caused manufacturers to introduce improvements in vehicles in order to minimize the fuel consumption such as: engine optimization, vehicle weight reduction, hybrid engines, aerodynamic improvements. However, these measures are insufficient because the percentage of older vehicles is still very high.

Fuel consumption depends on the vehicle, the environment and the behavior of the driver. Recently, a method called "Eco-Driving" has gained popularity. This driving allows us to save fuel. It is based on the optimization of the parameters that the user controls such as: speed, acceleration, deceleration and gear. Fuel saving is achieved by minimizing the energy losses. This method to improve fuel consumption and reduce the emission of greenhouse gases is very useful because it is independent of the vehicle technology. However, the driver needs to know about efficient driving rules.

This thesis is focused on the need to learn how to drive efficiently following a set of rules, based on physics, which reduce unnecessary energy demands. In this work, we propose the use of an assistant who evaluates the driver behavior from the point of view of efficiency, and recommends improvements in order to save fuel. Furthermore, unlike other proposals, the system provides information about the nearby environment. Therefore, the user can take decisions in advance. This information is very important because the key to "eco-driving" is the driver's ability to predict the road state in the near future. The other main objective is to develop methods to motivate the user for driving efficiently, since many previous studies demonstrates that the driver tends to return to their previous driving habits, even after having received training on "eco-driving".

The results of the experimentation show a saving of up to 22.5% of fuel using the proposal described in this thesis. However, this percentage depends on user's response to the recommendations and their previous driving style. We also highlight that is essential to know the driving profile in order to adjust the eco-driving tips, and make the learning progressively. Otherwise, the driver will lose interest. In addition, understanding the user type is relevant to choose the type of feedback. Finally, the work in this thesis demonstrates that it is essential to use methods for motivating the user. Gamification is a good strategy to get it.

keywords: eco-driving, energy saving, fuel consumption optimization, intelligent transport system, gamification, fuzzy logic, clustering, artificial intelligent

Publicaciones y divulgación

Durante el proceso de elaboración de este trabajo de investigación se ha divulgado las propuestas teóricas y los resultados obtenidos en la experimentación en eventos científicos y revistas relacionadas con los sistemas inteligentes de transporte, computación móvil e inteligencia artificial.

Publicación en Revista científica Indexada en el JCR (Journal Citation Report)

Mario Muñoz Organero y Víctor Corcoba Magaña. "Validating the Impact on Reducing Fuel Consumption by Using an EcoDriving Assistant Based on Traffic Sign Detection and Optimal Deceleration Patterns". IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 14, pp. 1023 - 1028. 06/2013. ISSN 1524-9050.

- Índice de impacto JCR-SCI 2012 de 3,064
- Categorías: ENGINEERING, CIVIL, ENGINEERING, ELECTRICAL & ELECTRONIC y TRANSPORTATION SCIENCE & TECHNOLOGY
- Posición por índice de impacto según categorías:
 - ENGINEERING, CIVIL– Posición 3 de 122 (dentro del 3% mejor)
 - ENGINEERING, ELECTRICAL & ELECTRONIC – Posición 20 de 243
 - TRANSPORTATION SCIENCE & TECHNOLOGY– Posición 2 de 30

Eventos científicos

2014

Víctor Corcoba Magaña y Mario Muñoz Organero. The impact of using gamification on the eco-driving learning. Ambient Intelligence-Software and Applications. Springer International Publishing, 2014. Junio 2014.

Mario Muñoz Organero y Víctor Corcoba Magaña. Eco-Driving Assistants: the Way to Learn How to Reduce Fuel Consumption. International Conference on "Engineering and Applied Sciences Optimization" (OPT-i). Isla de Kos (Grecia), Junio 2014.

2013

Victor Corcoba Magaña y Mario Muñoz-Organero, "GAFU: A game to save fuel using social networks", 2013 IEEE International Conference on Connected Vehicles & Expo. Las Vegas (Estados Unidos), Diciembre 2013.

A. Fernández Montez; J.A. Ortega Ramírez; D. Fernández Cerero; V. Corcoba Magaña; M. Muñoz Organero; J. A. Alvarez. "Comparing Energy Efficiency of drivers and vehicles using Data Envelopment Analysis". Workshop AITA – Ambient Intelligence for Telemedicine and Automotive, Noviembre 2013.

Víctor Corcoba Magaña y Mario Muñoz Organero. "AndroWI: Collaborative System for Fuel Saving Using Android Mobile Devices". Ambient Intelligence - Software and Applications. pp. 49. Salamanca Springer, 22/05/2013. ISSN 2194-5357

Victor Corcoba Magaña y Mario Muñoz-Organero, Algorithm for reducing the number and intensity of vehicle accelerations based on a speed adjustment mechanism, Jornadas

sobre Sistemas cualitativos y sus Aplicaciones en Diagnosis, Robótica e Inteligencia Ambiental, Murcia (España), Junio 2013.

2012

V.Corcoba Magaña and M.Muñoz Organero. "Corcoba Magana, V.; Munoz Organero, M. "GATSF: Genetic algorithm to save fuel", Consumer Electronics - Berlin (ICCE-Berlin), 2012 IEEE International Conference on. Digital Object Identifier: 10.1109/ICCE-Berlin.2012.6336462 Publication Year: 2012 ,". pp.98. 08/09/2012.

Víctor Corcoba Magaña y Mario Muñoz Organero. "V.Corcoba Magaña, M.Muñoz Organero, A.Fernández-Montes, J. A. Ortega. "ARTEMISA: Architecture of an eco-driving assistant based on the anticipation". Actas JARCA 2012.". pp. 5. ISBN 84-616-2007-0

V.Corcoba Magaña and M.Muñoz Organero. "V.Corcoba Magaña and M.Muñoz Organero. "Artemisa: Evaluation of the eco-driving advices". Actas JARCA 2012.". pp. 33. 22/06/2012. ISBN 84-616-2007-0

A. Fernandez-Montes; J. A. Ortega; M. Muñoz Organero; V. Corcoba Magaña. "A. Fernandez-Montes, J. A. Ortega, M. Muñoz Organero, V. Corcoba Magaña. "Capa de abstracción de dispositivos para el diseño de software para entornos inteligentes" Actas JARCA 2012.". pp. 77. 22/06/2012. ISBN 978-84-616-2007-4

2011

Corcoba Magana, V.; Munoz-Organero, M.; , "Artemisa: An eco-driving assistant for Android Os," Consumer Electronics - Berlin (ICCE-Berlin), 2011 IEEE International Conference on , vol., no., pp.211-215, 6-8 Sept. 2011doi: 10.1109/ICCE-Berlin.2011.6031794.

V.Corcoba Magaña, M. Muñoz Organero, "Artemisa: Early Design of an eco-driving assistant", Jornadas JARCA 2011 , 27, 28 y 29 de Junio de 2011 , Huelva

V. C. Magana, M. M. Organero, "Artemisa: Using an Android device as an Eco-Driving assistant", Journal of Selected Areas in Mechatronics (JMTC), June Edition, 2011, pp. 1-8. ISSN: 1925-2676

Publicaciones en Revistas científicas Indexadas en el JCR (Journal Citation Report) en proceso de revisión mayor

Víctor Corcoba Magaña y Mario Muñoz Organero. Algoritmo para el cálculo de la velocidad media óptima en una ruta. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial.

V. Corcoba Magaña and M. Muñoz Organero. Discovering regions where users drive inefficiently on regular journeys. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems.

Estancias

Se realizó una estancia de en el grupo IDINFOR [1] del departamento de Lenguajes y Sistemas Informáticos de la Universidad de Sevilla. Este grupo se encuentra especializado en la computación ubicua y la eficiencia energética, y cumple con cuatro

normas, evaluadas y certificadas por AENOR, entre ellas las más importantes sobre I+D+i y sobre gestión de la información: ISO 9001, UNE EN ISO 166002, ISO 14001 e ISO 27001.

Colaboraciones con otros grupos de investigación

Durante la realización de esta tesis se ha mantenido contacto para la prospección del desarrollo de investigaciones conjuntas con los grupos de investigación de los siguientes investigadores:

- Dra. Claudia V. Goldman-Shenhar, investigadora senior del grupo de interacción hombre-máquina del Advanced Technical Center en Israel de General Motors - Research & Development
- Yutaka Kaminishi de Fujitsu mantuvo una reunión con el equipo de la UC3M en el congreso de Las Vegas en la que se inició una prospección de colaboraciones conjuntas.
- Harshit Shihara del departamento de ingenieros civiles del Instituto Tecnológico de Kanpur(India) ha manifestado su interés por el artículo “GATSF: Genetic algorithm to save fuel” surgido a partir de los resultados obtenidos en esta tesis y nos ha propuesto realizar una estancia en nuestro grupo de investigación.
- Rohan Raja del departamento de Mathematics and Computing” en el Indian Institute of Technology Kharagpur, ha mostrado interés en nuestro artículo “AndroWI: Collaborative System for Fuel Saving Using Android Mobile Devices” y nos ha propuesto realizar una estancia en nuestro grupo de investigación.

Proyectos de investigación surgidos a raíz de los resultados de esta tesis

La difusión de los resultados obtenidos durante la realización de este trabajo de investigación permitió el contacto con otros grupos de investigación españoles interesados en el ahorro energético. Fruto de estas colaboraciones se ha presentado el proyecto “ Healthy and Efficient Routes in Massive open-data basEd Smart cities” (HERMES) en la convocatoria de ayudas a Proyectos de I+D+I «RETOS INVESTIGACIÓN» PROGRAMA DE I+D+i ORIENTADA A LOS RETOS DE LA SOCIEDAD 2013 del Ministerio de Economía y Competitividad.

El objetivo de este proyecto es integrar los diferentes agentes y elementos de infraestructura de una Smart City en un sistema cooperativo y masivo que optimice los desplazamientos urbanos, minimice la emisión de gases contaminantes, maximice el bienestar de los ciudadanos y ofrezca nuevas oportunidades de negocio sobre la Smart City. Para ello, se combinarán y se ampliarán las últimas técnicas y tecnologías de captación, procesamiento, almacenamiento, consulta y publicación de datos, así como las técnicas de desarrollo de software en plataformas abiertas orientadas a servicios.

En él participan los siguientes grupos de investigación:

- Fotogrametría y Teledetección Cercana de la Universidad de Vigo [2]: Equipo de investigación que desarrolla, prueba y aplica técnicas de fotogrametría, escaneo láser, GPR y termografía.

- Laboratorio de Base de Datos de la Universidad de la Coruña [3]: Esta especializado en sistemas de información geográfica (GIS) y recuperación de información geográfica.
- Grupo Investigación, Desarrollo e Innovación en Informática (IDINFOR) [1] de la Universidad de Sevilla: Sus principales líneas de investigación son el ahorro energético en el hogar, vehículos y servidores, así como la predicción de rutas y el reconocimiento de actividades.

Contenido

Capítulo 1. Introducción.....	1
1.1 Motivación	3
1.2 Objetivos	5
1.3 Impacto esperado de la solución	6
1.4 Estructura del documento.....	7
Capítulo 2. Vehículos y conducción eco-eficiente (estado del arte).....	9
2.1 Eco-driving.....	9
2.1.1 Líneas de investigación.....	10
2.1.2 Resumen de las propuestas existentes para ahorrar combustible	16
2.1.3 Ventajas.....	17
2.1.4 Inconvenientes	17
2.2 Normativa sobre el control de emisiones de los vehículos.....	18
2.3 Consejos clásicos sobre conducción eficiente.....	21
2.3.1 Recomendaciones antes de viajar.....	21
2.3.1 Consejos durante el viaje	22
2.4 Eco-routing.....	24
2.5 Motor de combustión interna.....	25
2.5.1 Curvas características del motor y curvas de equiconsumo	26
2.5.2 Sistema de transmisión	27
2.6 Pérdidas de energía en el motor	28
2.6.1 Fuerzas de resistencia al movimiento del vehículo.....	29
2.6.2 Parámetros externos al vehículo.....	31
2.7 Buses de comunicación en los vehículos.....	34
2.7.1 CAN.....	35
2.7.2 LIN.....	35
2.7.3 MOST	35
2.7.4 FLEXRay	36
2.7.5 Comparación de los buses de comunicación	36
2.8 Puerto de diagnóstico del vehículo: OBD.....	37
2.8.1 Obtención de la telemetría de un vehículo.....	37
2.8.2 Formato de los mensajes del protocolo CAN.....	38
2.9 Conclusiones y carencias de las propuestas sobre eco-driving	40
Capítulo 3. Algoritmos de inteligencia artificial analizados	43
3.1 Naïve Bayes	43
3.2 Lógica difusa	43
3.3 Arboles de decisión: Algoritmos ID3 y C4.5	46

3.3.1	Algoritmo ID3	47
3.3.2	C4.5.....	49
3.4	Máquinas de soporte vectorial (SVM).....	49
3.5	Algoritmos genéticos.....	52
3.6	Algoritmos de clustering	53
3.6.1	Algoritmo k-medias	54
3.6.2	Algoritmo COBWEB	54
3.6.3	Algoritmo Esperanza-Maximización.....	55
3.7	Redes Neuronales Multi-Capa.....	56
3.8	Algoritmo de detección de objetos.....	59
Capítulo 4. Metodología para motivar al usuario a conducir eficientemente.....		63
4.1	Definición de motivación	63
4.2	Concepto de Gamificación	64
4.3	Perfil del jugador	66
4.4	Elementos de la Gamificación	66
4.5	Tipos de retroalimentación	67
4.6	Aplicación de la gamificación en el ámbito del eco-driving	69
Capítulo 5. Asistente de conducción eficiente Artemisa		71
5.1	Arquitectura del asistente Artemisa	71
5.2	Ajuste de los umbrales de las reglas de conducción eficiente.....	75
5.3	Identificación del perfil de conducción	76
5.4	Regiones ineficientes en recorridos habituales.	80
5.5	Velocidad Media Óptima.....	83
5.6	Algoritmo de estimación del patrón óptimo de velocidad	87
5.7	Patrón óptimo de desaceleración al aproximarse a señales de tráfico estáticas	90
5.8	Detección de eventos anómalos en carretera	92
5.9	Consejos de conducción eficiente en tiempo “real”	95
5.10	Consejos basados en la conducción de otros usuarios	98
5.11	Métodos para motivar al conductor	100
5.12	Comunicación con el usuario	101
Capítulo 6. Experimentación y resultados		105
6.1	Incentivos para ahorrar combustible según el tipo de conductor	105
6.1.1	Descripción y objetivos.	105
6.1.2	Configuración del experimento.....	105
6.1.3	Identificación de los incentivos según el perfil del usuario	107
6.1.4	Efectos de los incentivos en la conducción y el consumo de combustible	108
6.2	Descubrimiento de regiones donde el usuario conduce ineficientemente	109
6.2.1	Descripción y objetivos	109

6.2.2	Configuración del experimento.....	110
6.2.3	Zonas ineficientes en recorridos habituales	112
6.2.4	Consumo de combustible.....	115
6.2.5	Predicción del comportamiento del conductor	116
6.3	Velocidad Media Óptima.....	117
6.3.1	Descripción y objetivos	117
6.3.2	Configuración del experimento.....	118
6.3.3	Consumo de combustible y velocidad media.....	120
6.3.4	Efectos de la solución en la conducción.....	125
6.4	Patrón de desaceleración óptimo al aproximarse a señales de tráfico	127
6.4.1	Descripción y objetivos	127
6.4.2	Diseño de la experiencia	127
6.4.3	Consumo de combustible.....	129
6.4.4	Análisis de las desaceleraciones.....	131
6.5	Uso de la gamificación para promover la conducción eficiente	132
6.5.1	Descripción y objetivos	132
6.5.2	Configuración del experimento.....	133
6.5.3	Evaluación del estilo de conducción	134
6.5.4	Logros	136
6.5.5	Progresión de los conductores.....	136
6.6	Detección de eventos anómalos en carretera	139
6.6.1	Descripción y objetivos	139
6.6.2	Configuración de la experiencia	139
6.6.3	Detección de incidencias.....	141
6.6.4	Impacto de la solución en el consumo de combustible	144
6.7	Seguimiento de conductores eficientes.....	146
6.7.1	Descripción y objetivos	146
6.7.2	Configuración de la experiencia	147
6.7.3	Resultados	148
Capítulo 7. Conclusiones		153
7.1	Conclusiones sobre el estado del arte	153
7.2	Conclusiones sobre el asistente de conducción.....	156
7.3	Conclusiones sobre las experiencias	157
7.4	Contribuciones	160
7.5	Cumplimiento de los objetivos iniciales de la tesis.....	162
7.6	Líneas futuras de trabajo.....	166
Bibliografía		169

Índice de figuras

Figura 1. Evolución histórica del número de vehículos en Norte América, Australia y países de la OCDE. Fuente: OCDE.	4
Figura 2. Antigüedad del parque automovilístico en España. Fuente: DGT (Dirección General de tráfico).	4
Figura 3. Consumo de energía final por sectores. Fuente: Report Energy Markets in the Europe Union in 2011.	5
Figura 4. Algoritmo para la estimación del consume de combustible propuesto por Ben Dhaou I en [37].	12
Figura 5. Ciclo de conducción NEDC empleado en Europa para la homologación de vehículos.	20
Figura 6. Consumo de combustible y velocidad en Ford Focus Sedan 1.6 HDI.	24
Figura 7. Curva de potencia a carga parcial de Opel Insignia CDTI 2000.	27
Figura 8. Componentes del sistema de transmisión.	28
Figura 9. Pérdidas de energía.	29
Figura 10. Número de aceleraciones agrupadas por intensidades en diferentes escenarios.	33
Figura 11. Patrones de velocidad obtenidas bajo diferentes condiciones en la misma ruta.	34
Figura 12. Obtención de la telemetría del vehículo a través del puerto de diagnóstico (OBD2)	38
Figura 13. Formato del mensaje de consulta del protocolo CAN.	39
Figura 14. Formato del mensaje de respuesta del protocolo CAN.	39
Figura 15. Funciones de pertenencia del sistema de lógica difusa.	44
Figura 16. Modelo de lógica difusa.	45
Figura 17. Regla de tipo Mandani.	45
Figura 18. Regla de tipo Sugeno.	45
Figura 19. Árbol de decisión.	46
Figura 20. Problema linealmente separable.	50
Figura 21. Transformación a espacio de “n” dimensión para convertir el problema en linealmente separable.	51
Figura 22. Arquitectura de una red multicapa perceptrón.	57
Figura 23. Características Haar empleadas por el algoritmo Viola&Jones. Fuente: Viola&Jones [123].	60
Figura 24. Representación integral de la imagen. Fuente: Viola&Jones [86].	60
Figura 25. Algoritmo de aprendizaje en cascada. Fuente: Viola&Jones [86].	61
Figura 26. Frecuencia de búsqueda del término “Gamification”. Fuente: Google Trends.	64
Figura 27. Fiat EcoVille: Juego social para el fomento de la conducción eficiente.	69
Figura 28. Arquitectura general del asistente de conducción ARTEMISA.	72
Figura 29. Consumo de combustible en función de velocidad media y energía cinética positiva (PKE).	78
Figura 30. Funciones de pertenencia del sistema difuso.	80
Figura 31. Algoritmo para la detección de regiones ineficientes en trayectos habituales.	81
Figura 32. Red Neuronal Multicapa para la predicción del comportamiento del conductor.	82
Figura 33. Algoritmo de estimación de la velocidad media.	84
Figura 34. Red neuronal multicapa para la estimación de la aceleración.	86
Figura 35. Comparación de patrones de velocidades.	89
Figura 36. Algoritmo para la obtención del patrón óptimo de velocidad.	89
Figura 37. Arquitectura del sistema para la obtención del patrón de desaceleración óptimo al aproximarse a señales de tráfico.	92
Figura 38. Sistema de detección de eventos anómalos.	93
Figura 39. Consumo medio de combustible (l/100 km) versus ratio desviación estándar/velocidad media.	96
Figura 40. Consumo de combustible a la misma velocidad con diferentes marchas.	97

Figura 41. Consumo de combustible en función de la velocidad.....	98
Figura 42. Sistema para la generación de consejos basados en la conducción de otros usuarios.	99
Figura 43: Interfaces de usuario: HUD, reloj con vibración, voz.	103
Figura 44. Vehículo con adaptador Bluetooth conectado al puerto de diagnóstico (OBD).	110
Figura 45. Evolución del número de zonas ineficientes con el asistente activado.....	115
Figura 46. Patrón de desaceleración al acercarse a una región ineficiente.....	115
Figura 47. Evolución del consumo de combustible.	116
Figura 48. Rutas empleadas para la validación del algoritmo de estimación de la velocidad óptima.....	119
Figura 49. Velocidad Media VS Consumo de combustible en ruta A.	121
Figura 50. Velocidad Media VS Consumo de combustible en ruta B.....	121
Figura 51. Velocidad Media VS Consumo de combustible en ruta C.....	121
Figura 52. Aceleraciones agrupadas por intensidades en Ruta A.	125
Figura 53. Aceleraciones agrupadas por intensidades en Ruta B.....	126
Figura 54. Aceleraciones agrupadas por intensidades en Ruta C.....	126
Figura 55. Patrón de velocidad obtenido por un conductor en la ruta A.....	127
Figura 56. Desaceleraciones agrupadas por intensidades.	131
Figura 57. Patrón de desaceleración al acercarse a una señal de tráfico.	132
Figura 58. Evolución de la puntuación según el perfil de conducción del usuario y sin usar gamificación.	137
Figura 59. Evolución de la puntuación según el perfil de conducción y empleando técnicas de gamificación.	137
Figura 60. Evolución del consumo de combustible en función del perfil de conducción sin utilizar gamificación.....	138
Figura 61. Evolución del consumo de combustible en función del perfil de conducción y utilizando gamificación.	138
Figura 62. Dataset de la ruta de Granada (A, B, C, D).....	140
Figura 63. Dataset de la ruta de Madrid (E, F).....	141
Figura 64. Tiempo de ejecución de los algoritmos de clasificación para la construcción de los modelos de detección de incidentes.	144
Figura 65. Número de aceleraciones agrupadas por intensidades cuando se producen accidentes de tráfico.....	146
Figura 66. Número de desaceleraciones agrupadas por intensidades cuando se producen accidentes de tráfico.....	146
Figura 67. Comparación de patrones de velocidades conduciendo libremente y siguiendo a un conductor eficiente.	151
Figura 68. Adaptador OBD/Bluetooth utilizado para obtener la telemetría de los vehículos. ..	163

Índice de tablas

Tabla 1. Comparación de las propuestas para ahorrar combustible	16
Tabla 2. Comparación de los ciclos de conducción de Estados Unidos, Europa y Japón. Fuente: Laboratorio Nacional Oak Ridge del departamento de Energía de los Estados Unidos	21
Tabla 3. Incremento del consumo de combustible instantáneo aplicando aceleraciones con diferentes grados de intensidad.	23
Tabla 4. Consumo de combustible en función de la velocidad del vehículo y la velocidad de giro del motor en Ford Fusión 1.4 HDI-.....	24
Tabla 5. Comparación de los buses de comunicación de los vehículos	36
Tabla 6. Códigos PID definidos en el estándar SAE J/1979	38
Tabla 7. Comparación entre el controlador ELM 327 y STN 1110 empleados por los dispositivos de adquisición de datos.	40
Tabla 8. Comparación de las aceleraciones con y sin regla eco-driving ajustada.....	75
Tabla 9. Representación de un individuo en el algoritmo genético.	84
Tabla 10. Aceleración vs Consumo de Combustible.	95
Tabla 11. Aumento del consumo de combustible debido a las desaceleraciones bruscas.....	96
Tabla 12. Valores medios de la figura 39.....	97
Tabla 13. Logros del asistente de conducción eficiente.	101
Tabla 14. Características de los vehículos para el análisis de los incentivos para conducir eficientemente.	106
Tabla 15. Valores medios de las respuestas de los conductores usando una escala Likert.	107
Tabla 16. Resultados de usuarios con perfil de conducción agresivo.	109
Tabla 17. Resultados de usuarios con perfil de conducción normal.	109
Tabla 18. Resultados de usuarios con perfil de conducción eficiente.....	109
Tabla 19. Características de los conductores y vehículos.	111
Tabla 20. Características de los vehículos usados para validar la solución “Descubrimiento de regiones ineficientes”.....	111
Tabla 21. Características de las rutas empleadas para validar la solución “Descubrimiento de regiones ineficientes”	112
Tabla 22. Zonas donde el conductor A condujo ineficientemente.	112
Tabla 23. Zonas donde el conductor B condujo ineficientemente.	113
Tabla 24. Zonas donde el conductor C condujo ineficientemente.	113
Tabla 25. Zonas donde el conductor D condujo ineficientemente.....	113
Tabla 26. Zonas donde el conductor E condujo ineficientemente.....	114
Tabla 27. Zonas donde el conductor F condujo ineficientemente.....	114
Tabla 28. Resultados de algoritmo de predicción del comportamiento del conductor.....	117
Tabla 29. Características de los vehículos empleados en la prueba “Velocidad Media Óptima”.	120
Tabla 30. Parámetros del algoritmo genético para la estimación de la velocidad media óptima.	122
Tabla 31. Resultados del algoritmo genético para cada ruta.	123
Tabla 32. Comparación del consumo de combustible en ruta A usando el recomendador de velocidad.	124
Tabla 33. Comparación del consumo de combustible en ruta B usando el recomendador de velocidad.	124
Tabla 34. Comparación del consumo de combustible en ruta C usando el recomendador de velocidad.	125
Tabla 35. Características de los conductores participantes en el experimento “Patrón de desaceleración óptimo al aproximarse a señales de tráfico”.	128
Tabla 36. Vehículos utilizados en el experimento “Patrón de desaceleración óptimo al aproximarse a señales de tráfico”.	129

Tabla 37. Diferencia en el consumo de combustible (l/100 km) usando la propuesta “Patrón de desaceleración óptimo al aproximarse a señales de tráfico”.	130
Tabla 38. Análisis estadístico descriptivo del ahorro de combustible conseguido mediante la solución “Patrón de desaceleración óptimo al aproximarse a señales de tráfico”.	130
Tabla 39. Características de los conductores y vehículos empleados en el experimento sobre el impacto de la gamificación en el consumo de combustible.	134
Tabla 40. Puntuaciones del grupo de control.	135
Tabla 41. Puntuaciones del grupo experiencia.	135
Tabla 42. Comparación entre los logros desbloqueados por el grupo control y grupo experiencia.	136
Tabla 43. Características de las muestras empleadas para validar el algoritmo de detección de eventos anómalos.	141
Tabla 44. Parámetros de los algoritmos de clasificación.	142
Tabla 45. Escala del índice Kappa.	142
Tabla 46. Resultados del algoritmo de detección de incidentes.	143
Tabla 47. Matrices de confusión.	144
Tabla 48. Consumo de combustible cuando se producen accidentes de tráfico.	145
Tabla 49. Consumo de combustible cuando hay tráfico denso.	145
Tabla 50. Comparación del consumo de combustible obtenido por el conductor A (conduciendo libremente y siguiendo a un conductor eficiente).	148
Tabla 51. Comparación del consumo de combustible obtenido por el conductor B (conduciendo libremente y siguiendo a un conductor eficiente).	148
Tabla 52. Comparación del consumo de combustible obtenido por el conductor C (conduciendo libremente y siguiendo a un conductor eficiente).	149
Tabla 53. Comparación del consumo de combustible obtenido por el conductor A (conduciendo libremente y mostrándole la velocidad media).	149
Tabla 54. Comparación del consumo de combustible obtenido por el conductor B (conduciendo libremente y mostrándole la velocidad media).	149
Tabla 55. Comparación del consumo de combustible obtenido por el conductor C (conduciendo libremente y mostrándole la velocidad media).	150

Capítulo 1. Introducción

El vehículo es una de las innovaciones más significativas del siglo pasado. Esta invención ha tenido un enorme impacto a nivel social, ecológico, y económico. La expansión del automóvil ha contribuido a la globalización y al crecimiento económico en regiones de Europa, Estados Unidos y Japón. Además han facilitado la expansión de las áreas suburbanas. Gracias al automóvil no es necesario vivir cerca del trabajo.

Sin embargo, también ha tenido muchos efectos negativos tanto a nivel social como medioambiental. Respecto a los cambios sociales [4], el vehículo introdujo una nueva forma de maximizar la mano de obra, las herramientas y las máquinas denominadas “trabajo en cadena”. Este modelo de organización del trabajo se ha implementado actualmente en todas las áreas de la industria y es criticado por muchos sociólogos porque resta poder al obrero al sustituir los “secretos” profesionales por un trabajo que se reduce a la repetición de gestos parcelarios. Más tarde, después de la crisis del petróleo de 1973, la industria del automóvil volvió a proponer un nuevo modelo de trabajo que ha sido aplicado en otras áreas denominado “Toyotismo” [5]. Su nombre se debe a que fue implantado por primera vez en las fábricas de Toyota. Este sistema productivo se basa en la idea de trabajo flexible y aumento de la productividad a través de la organización, la rotación en los puestos de trabajo y el fomento del trabajo en equipo.

En cuanto a los efectos en el medio ambiente, el incremento en el número de vehículos en circulación ha provocado una destrucción de los espacios verdes en pos de carreteras. Por otra parte, los vehículos emplean para el movimiento motores de combustión que emiten gases contaminantes al quemar el combustible para producir la energía de tracción. Estas emisiones son responsables del efecto invernadero (CO₂), la lluvia ácida (SO₂, NO_x), así como de la proliferación de ciertas afecciones pulmonares como cáncer pulmonar. Además el combustible que emplean estos motores es un recurso escaso y caro cuya extracción tiene un enorme impacto ambiental.

Para reducir el impacto de los vehículos en el medio ambiente es necesario disminuir la demanda de combustible. Las soluciones para lograrlo se pueden clasificar en dos grupos:

- Soluciones basadas en la tecnología: Los fabricantes han introducido diversas mejoras para cumplir con las normativas relativas a la emisión de gases contaminantes. Además, el aumento en el precio del combustible ha hecho que los conductores muestren interés por el consumo del vehículo cuando adquieren uno. En los últimos años este factor se ha convertido en uno de los más importantes a la hora de comprar un coche. Las medidas adoptadas por los fabricantes de coches consisten en:
 - Optimización de motor y uso de motores híbridos: La mayoría de los fabricantes de vehículos están centrados en optimizar el control sobre las válvulas del motor para que la mezcla aire/combustible sea precisa y se evite que quede combustible sin quemar. Otra mejora importante introducida en los últimos años consiste en la utilización de dos motores: uno de gasolina y otro eléctrico. El motor eléctrico emplea una batería que se recarga mediante la energía cinética y la energía que se desperdicia durante el proceso de desaceleración. Esta solución es

- especialmente útil en entornos urbanos donde las señales de tráfico y los semáforos obligan al conductor a acelerar y frenar constantemente. El inconveniente es el incremento en el peso del vehículo y la longevidad de la batería y su toxicidad.
- Mejoras en la aerodinámica: Cuando el vehículo se mueve tiene que apartar las moléculas de aire que hay a su alrededor. Esto provoca una fuerza de resistencia al movimiento que se conoce con el nombre de fuerza aerodinámica. Esta fuerza depende de la densidad del aire, la velocidad, el coeficiente aerodinámico y la superficie frontal del vehículo. Su impacto en el consumo de combustible es insignificante hasta los 80-90 Km/h. Sin embargo, cuando conducimos a alta velocidad, las diferencias en el consumo de combustible empiezan aflorar cuando comparamos un vehículo antiguo con uno moderno. Los fabricantes han adoptado diversas medidas en los últimos años para disminuir el rozamiento con el aire tales como:
 - Carenar los bajos
 - Reducir la altura del vehículo
 - Disminuir la superficie frontal del vehículo
 - Reducción del peso del vehículo: La fuerza de resistencia al movimiento es proporcional al peso del vehículo. Por lo tanto, los fabricantes han empezado a cambiar el acero por otros materiales más ligeros como la fibra de carbono. Este material tiene una serie de propiedades que lo hacen idóneo para la fabricación de vehículos:
 - Su resistencia mecánica y su elasticidad es muy elevada.
 - Tiene una gran capacidad de aislamiento térmico reduciéndose la necesidad de utilizar el sistema de climatización, que consume parte de la energía generada por el motor.
 - Su densidad es baja en comparación con el acero.
 - Es más resistente a la corrosión, minimizándose el coste de la fase de pintura durante la fabricación del vehículo.
 - Sistemas Stop-Start: Esta solución permite parar el motor totalmente de forma automática cuando el vehículo se detiene, reduciéndose la emisión de gases contaminantes y el consumo de combustible. Esta tarea podría realizarse de forma manual. Sin embargo, los vehículos que no incluyen este sistema no se encuentran optimizados, y el apagado/encendido frecuente del motor podría disminuir su vida útil.
 - Soluciones basadas en el conductor: El comportamiento del conductor influye de forma importante en el consumo de combustible. La suavización de la conducción, la velocidad, el uso del aire acondicionado o la elección de la ruta son variables que afectan tanto al consumo como a la seguridad
 - Eco-driving: Se basa en la optimización de las variables que controla el usuario como el acelerador, el freno, la marcha o el sistema de aire acondicionado para ahorrar combustible.
 - Eco-routing: Consisten en la selección de la ruta más óptima desde el punto de vista del consumo de combustible y/o las emisiones de gases contaminantes. Esta ruta no siempre se corresponde con la más corta. En la literatura existen diversos algoritmos que emplean información sobre la topología de la carretera y la predicción del tráfico para obtener la mejor ruta

Esta tesis doctoral se centra en la técnica de conducción denominada “eco-driving”. Este estilo de conducción se basa en la aplicación de una serie de reglas basadas en la física para reducir la demanda de energía, y por lo tanto, la emisión de gases contaminantes. A continuación se muestran algunas de estas reglas:

- No se debe acelerar y desacelerar bruscamente
- La velocidad del vehículo no debe ser alta
- Es recomendable maximizar el tiempo conduciendo a velocidad constante
- Se debe minimizar el uso de las marchas cortas

En este trabajo se propone un asistente para que el conductor adquiriera conocimiento sobre conducción eficiente sin necesidad de acudir a clases. Además, la solución proporciona mecanismos para motivar al usuario a cambiar el estilo de conducción hacia uno más eficiente. También es importante destacar que la propuesta proporciona información sobre el entorno al usuario con antelación. Esta información permite que el usuario pueda tomar decisiones que tengan efectos positivos en el consumo de combustible. Por ejemplo, conocer la ubicación de las señales de tráfico posibilita que el usuario pueda adaptar la velocidad del vehículo gradualmente, reduciéndose las desaceleraciones bruscas.

1.1 Motivación

En los últimos años el parque automovilístico ha experimentado un gran crecimiento. La figura 1 muestra el número de vehículos en función del año en Norte América, Australia y países de la OCDE. El crecimiento en el parque automovilístico entre 1995 y 2005 fue de un 22.93% en Norte América, un 27.36% en Australia y un 24.47% en los países pertenecientes a la OCDE. Por otra parte, muchos de los vehículos en circulación son antiguos. Estos consumen más combustible y emiten mayor cantidad de gases contaminantes que los más modernos, ya que tanto sus motores como su aerodinámica están menos optimizados. La figura 2 muestra cual era la antigüedad del parque automovilístico de España en el 2012. Se puede observar que el 16% de los vehículos en circulación tenían una antigüedad superior a los 20 años. Observando ambas gráficas (aumento del número de vehículos en circulación y muchos de ellos antiguos) nos podemos hacer una idea acerca del impacto que tiene el sector del transporte en el consumo de energía y la emisión de gases contaminantes. La figura 3 muestra el consumo de energía en Europa por sectores [6] entre los años 1990 y 2006. En ella se puede observar como el sector del transporte consume el 33% de la energía producida.

La demanda de energía por parte de los vehículos tiene consecuencias muy negativas en la economía y en la salud de las personas. La escasez de los recursos energéticos encarece los productos que transportan los vehículos y crea dependencias entre los países que carecen de ellos. Respecto al impacto en la salud de los habitantes, la consecuencia de esta gran demanda de energía por parte de los vehículos se materializa en un aumento en las tasas de mortalidad debido a los altos niveles de polución. En numerosos trabajos se constata que se producen más muertes debido a la contaminación que producen los vehículos que a los accidentes de tráfico. En el informe "Tráfico: civilización o barbarie" realizado por [7] señala que el efecto más mortífero de la circulación es la contaminación de los coches, que causa cinco veces más muertes que los propios accidentes. Otro ejemplo lo podemos encontrar en [8] donde los autores realizaron un estudio sobre el impacto de la polución en las muertes prematuras en Estados Unidos. La conclusión fue que el sector del transporte es el que causa más

muerres (53000 al año) prematuras junto con el sector de generación (50000 al año) de energía eléctrica. Además se constató que la contaminación de los vehículos provoca un 30% más de fallecimientos que los accidentes de tráfico.

Este contexto prueba la importancia de reducir el consumo de combustible para mejorar la salud de los ciudadanos y reducir costes económicos. En esta tesis doctoral se propone basarse en el comportamiento del conductor para lograr este objetivo. Esta solución permite ahorrar combustible con independencia de la antigüedad o tecnología del vehículo. Esta característica es muy importante porque como se ha visto anteriormente la proporción de vehículos antiguos en circulación es muy alta

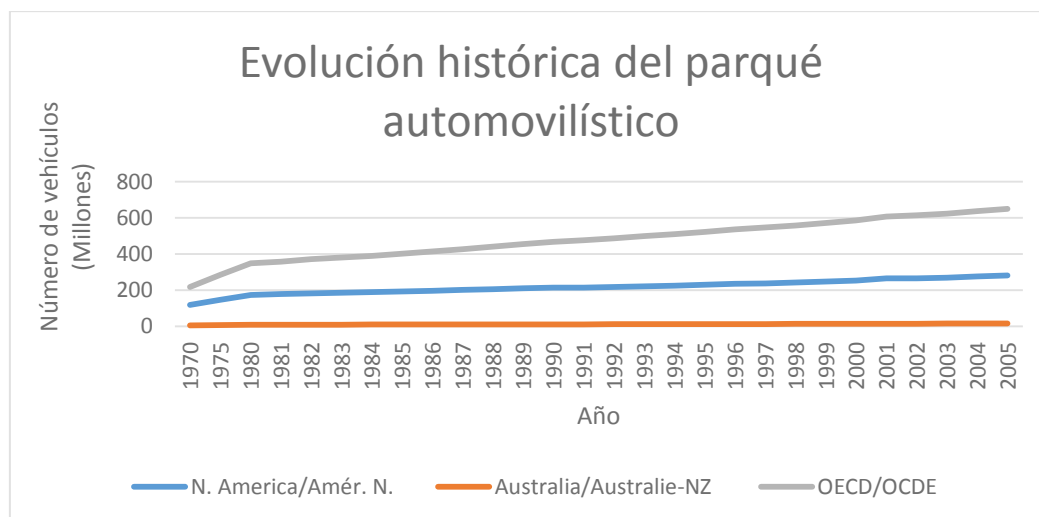


Figura 1. Evolución histórica del número de vehículos en Norte América, Australia y países de la OCDE. Fuente: OCDE.

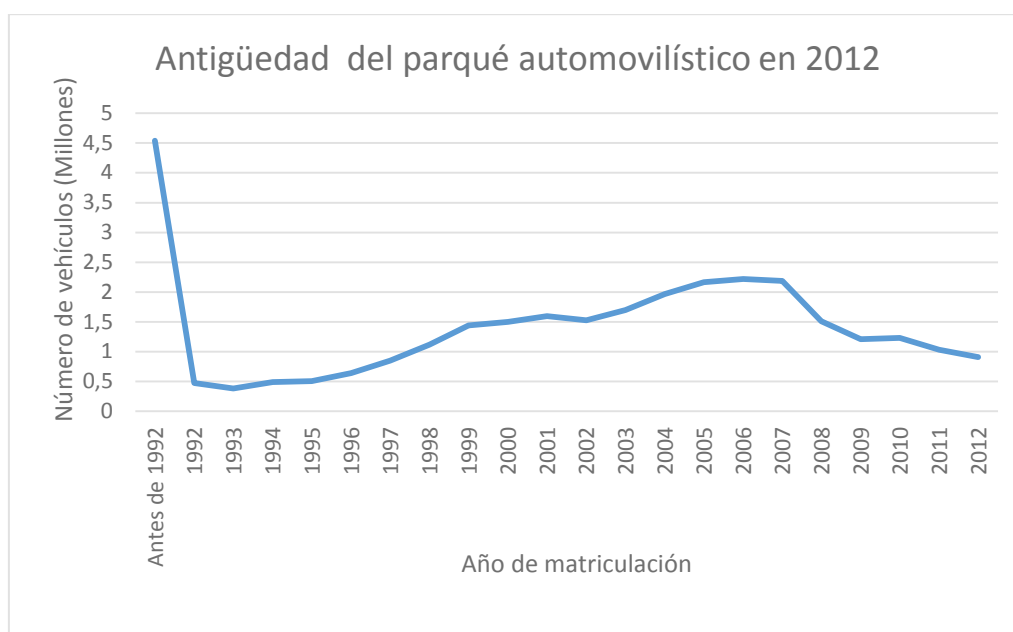


Figura 2. Antigüedad del parque automovilístico en España. Fuente: DGT (Dirección General de tráfico).

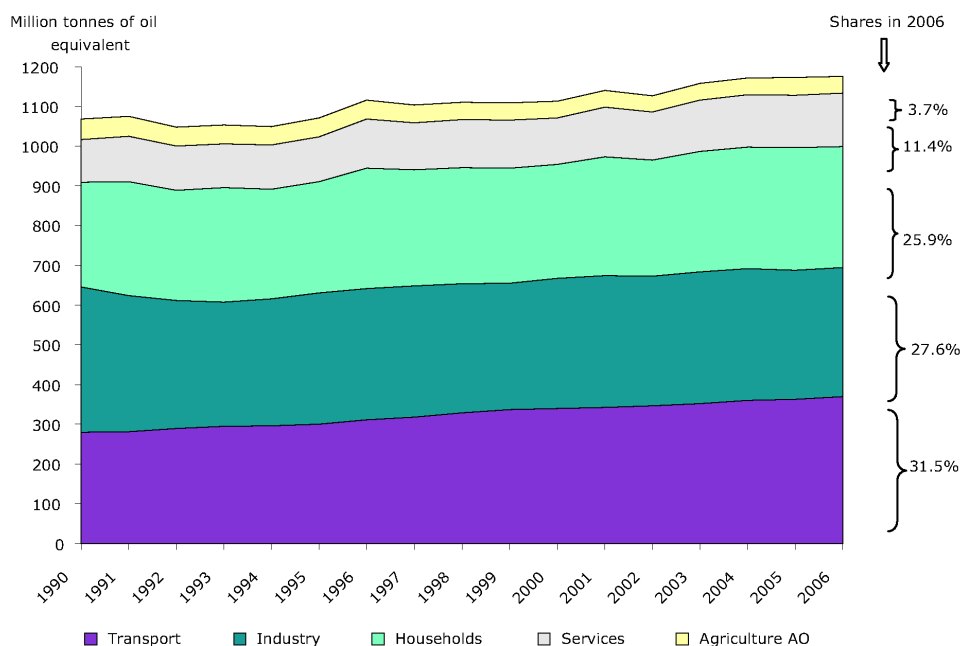


Figura 3. Consumo de energía final por sectores. Fuente: Report Energy Markets in the Europe Union in 2011.

1.2 Objetivos

El objetivo de esta tesis doctoral es desarrollar un asistente para ayudar al usuario a conducir eficientemente. Este objetivo principal se compone de los siguientes subobjetivos:

Estado del arte: Es necesario realizar un estudio previo sobre el funcionamiento del vehículo, los sensores y sus protocolos de comunicación para poder desarrollar el asistente propuesto en este trabajo. También se deben conocer las soluciones existentes para ahorrar combustible y sus inconvenientes.

Identificación de las variables que afectan al consumo de combustible: Para emitir recomendaciones es imprescindible conocer cuáles son los parámetros que tienen más impacto en el consumo de combustible. En el estado del arte existen diversos trabajos en este sentido, pero la mayoría emplean simuladores. En esta tesis doctoral se pretende analizar el impacto de la conducción en el consumo, en un entorno real y no controlado, con vehículos turismos.

Elaboración de modelos para identificar el tipo de conducción (agresiva, normal o eficiente): Es importante conocer el perfil de conducción del usuario para personalizar y adaptar los consejos sobre conducción eficiente. Por ejemplo, el límite de velocidad no puede ser el mismo para un conductor agresivo y un conductor normal porque en el caso de que el límite sea demasiado bajo el usuario con perfil agresivo va a ignorar el consejo.

Identificación de situaciones en las que el usuario desperdicia combustible y elaboración de estrategias para evitarlo o minimizarlo. Por ejemplo, las aceleraciones se incrementan cuando el usuario conduce a una velocidad demasiado elevada. En este caso, mostrarle al usuario la velocidad media recomendada para este tramo de carretera podría hacer que cambiase su comportamiento, reduciéndose el desperdicio de energía.

Análisis de las soluciones existentes para comunicarse con el usuario: En el entorno del automóvil, la interfaz de comunicación con el usuario es un aspecto crítico del sistema, ya que las distracciones pueden causar accidentes de tráfico.

Averiguar que incentivos se deben aplicar según el tipo de usuario: Los incentivos son clave para lograr que el usuario cumpla las recomendaciones realizadas por el asistente. En el ámbito de los automóviles podemos utilizar la seguridad, la ecológica o el dinero. Para que el incentivo sea útil es necesario descubrir cuál es el más importante para el conductor.

Desarrollo de soluciones para motivar al usuario a ahorrar combustible: Los conductores son muy reacios a cambiar su estilo de conducción. Emplear algún incentivo como mostrar al conductor la cantidad de dinero que ha ahorrado conduciendo eficientemente no es suficiente en muchos casos. Se deben explorar otros mecanismos adicionales de motivación y retroalimentación.

La solución propuesta debe ser adaptable a cualquier modelo de vehículo: Los vehículos modernos cuentan con soluciones para que el conductor cumpla con las reglas eco-driving. Sin embargo, como se ha visto anteriormente, el porcentaje de vehículos antiguos en circulación es muy alto. Por otra parte, los vehículos modernos sólo suelen incluir estos sistemas como equipamiento extra y los conductores no se encuentran dispuestos a pagar por ellos.

El asistente propuesto tiene que ser económico y no requerir la instalación de sensores adicionales en el vehículo. En el mercado existen soluciones costosas y que requieren la modificación del vehículo. Algunos de estos sistemas permiten ahorrar una gran cantidad de combustible y reducir la emisión de gases contaminantes. Sin embargo, en estudios previos se ha observado que los conductores son reticentes a instalar sensores y dispositivos en sus vehículos.

1.3 Impacto esperado de la solución

La solución que se desarrollará en esta tesis proporcionará los siguientes beneficios científicos y tecnológicos:

- El asistente de conducción formará al usuario en la conducción eficiente sin la necesidad de un profesor, contribuyendo al ahorro energético y a la reducción de la contaminación con independencia de la tecnología del vehículo. En la actualidad, diversos organismos como [9] ofrecen cursos a los conductores profesionales para que adquieran conocimientos sobre conducción eficiente. Sin embargo, su coste hace que el número de personas que recibe esta formación sea limitado.
- El sistema propuesto animará al usuario a respetar las reglas de conducción eficiente. En numerosos trabajos [10] [11] se demuestra que transcurrido un tiempo después de las clases de conducción eficiente, el conductor vuelve a sus hábitos de conducción previos. El asistente proporcionará al usuario incentivos para evitarlo.
- El desarrollo de sistemas para la extracción automática de información sobre el entorno facilitará la toma de decisiones por parte de los conductores con antelación. Como se verá en el capítulo 2 “Estado del Arte”, la clave para conducir eficientemente es la predicción del futuro cercano por parte del conductor. Algunos vehículos incluyen asistentes que informan al usuario cuando realizan alguna acción ineficiente. En este caso, el ahorro de combustible

sólo se consigue si posteriormente el conductor recuerda la recomendación. Avisando con antelación al usuario se consigue evitar la acción ineficiente.

- Reducción de la infraestructura en la carretera: Actualmente, los gobiernos instalan radares y cámaras para determinar la densidad de tráfico en la carretera. La solución propuesta emplea hardware que ya dispone el conductor (Smartphone) para realizar esta tarea. Además, el sistema propuesto puede proporcionar información en aquellas regiones donde no se dispongan de estos elementos (cámaras y radares).
- Elaboración de un mapa de señales de tráfico: en esta tesis se propone una solución para determinar la localización de las señales de tráfico basada en el uso de la cámara de un dispositivo móvil. Esta propuesta reduce el coste que supone emplear otros dispositivos como el láser LIDAR, y se podría utilizar para el mantenimiento actualizado de una base de datos de señales de tráfico.
- El sistema permitirá identificar el perfil de conducción de los usuarios que conducen por una determinada región. Esta información podría ser utilizada por terceros para mejorar la seguridad o realizar una gestión inteligente del tráfico.

1.4 Estructura del documento

El contenido de este libro está organizado en los siguientes capítulos:

- Capítulo 1: Realiza una introducción sobre el tema de la tesis doctoral. En él se describen la motivación y los objetivos de este trabajo, así como, el impacto esperado de la solución propuesta. El capítulo finaliza detallando la estructura general de este documento.
- Capítulo 2: Expone todo lo relativo al estado del arte sobre conducción eficiente. En él se define el concepto “eco-driving” y se muestran sus ventajas e inconvenientes. Además se describen las propuestas más relevantes en este ámbito. A continuación se explica el funcionamiento del motor de combustión interna y los buses de comunicación presentes en los vehículos. El capítulo finaliza enumerando las carencias que se han detectado en el estado del arte y que trataremos de resolver.
- Capítulo 3: Describe las técnicas y algoritmos que emplea el asistente de conducción, desarrollado en esta tesis, para extraer información sobre el entorno y realizar las recomendaciones.
- Capítulo 4: Expone la metodología empleada para motivar al conductor a conducir eficientemente.
- Capítulo 5: Presenta la solución propuesta para ahorrar combustible y reducir la emisión de gases contaminantes. En él se describen en detalle las diferentes partes del asistente de conducción eficiente y la metodología empleada para animar al usuario a aplicar los consejos de conducción eficiente y utilizar el asistente de forma habitual.
- Capítulo 6: Muestra los resultados obtenidos por los conductores al utilizar las soluciones descritas en el capítulo 5 en un entorno real. En estas pruebas se analiza el ahorro de combustible conseguido al utilizar el asistente y el impacto que tiene en el comportamiento del conductor.
- Capítulo 7: Contiene las conclusiones obtenidas durante el trabajo, tanto del estado del arte como de los experimentos. Además se exponen líneas de trabajo futuras, y proyectos que se esperan poder realizar relativos al tema de esta tesis.

Capítulo 2. Vehículos y conducción eco-eficiente (estado del arte)

En este capítulo se realiza un estudio sobre las tecnologías, metodologías y propuestas relacionadas con el ahorro energético en el vehículo. El capítulo comienza explicando el concepto de “Eco-driving” (2.1) y sus líneas de investigación. En el apartado 2.2 se muestra la normativa vigente relativa a la emisión de gases contaminantes y los ciclos de conducción que se emplean para homologar a los vehículos. En el apartado 2.3 se describen los consejos sobre conducción eficiente más frecuentes. El apartado 2.4 introduce otra solución para ahorrar combustible denominada “Eco-Routing”. A continuación, en el apartado 2.5, se explica el funcionamiento del motor de combustión interna y las herramientas para determinar su rendimiento. En 2.6 se explica por qué parte de la energía producida durante la combustión se pierde. El apartado 2.7 muestra los buses de comunicación existentes en los vehículos, y que son empleados en esta tesis para poder monitorizar el comportamiento del conductor. Finalmente, en el apartado 2.8, se expone cómo obtener la telemetría a través del puerto de diagnóstico del vehículo.

2.1 Eco-driving

Eco-driving es una técnica de conducción que permite ahorrar combustible con independencia de la tecnología del vehículo, y que se basa en el control de las variables sobre las que puede actuar el conductor como: la velocidad, la marcha y la des/aceleración. Aplicando esta técnica de conducción se puede ahorrar hasta un 25% [12] [13] aunque este porcentaje depende de la habilidad del conductor, el tipo de vehículo y el estado del entorno. Por ejemplo, en los vehículos híbridos el porcentaje de ahorro es menor porque parte de la energía que se desperdicia se utiliza para recargar la batería del vehículo [14].

En la literatura, hay muchos trabajos donde se demuestra que este estilo de conducción reduce el consumo de combustible y la emisión de gases contaminantes de forma considerable. En [15] los autores analizaron la influencia del estilo de conducción y del tráfico en la emisión de gases contaminantes y el consumo de combustible. Sus conclusiones fueron que, aplicando los consejos eco-driving, se puede ahorrar entre un 5% y un 25% de combustible. En [16], la Comisión para el Transporte Integrado en Reino Unido realizó un estudio sobre el impacto de las técnicas de conducción eficiente en el consumo de combustible. Los resultados mostraron un ahorro del 7% de combustible. Las pruebas fueron realizadas en Holanda durante un año y con múltiples tipos de vehículos: coches, furgonetas y autobuses.

Esta técnica de conducción tiene además efectos positivos en la seguridad. En [17] los resultados mostraron que los programas de aprendizaje sobre conducción eficiente pueden reducir los accidentes de tráfico alrededor de un 35%, el consumo de combustible un 11% y la emisión de gases contaminantes entre un 25% y un 50%. En otro estudio sobre la efectividad de los cursos de eco-driving para las furgonetas [18] se obtuvo una disminución del 40% de los accidentes y un aumento en la eficiencia del consumo de combustible del 50%.

El beneficio de los programas de formación sobre conducción eficiente ha sido demostrado en numerosas ocasiones. Sin embargo, varios autores han observado que los

efectos positivos de este aprendizaje se pierden con el tiempo [10] [19]. Los conductores tienden a volver a sus hábitos de conducción previos sino cuentan con ningún mecanismo de motivación. En la literatura existen numerosas propuestas para proveer al usuario consejos y diversos tipos de retroalimentación [20] [21]. Se ha demostrado que estas soluciones pueden influir de forma positiva en el comportamiento actual del conductor y a largo plazo [20] [22].

En el eco-driving existen diversas líneas de investigación que pueden ser clasificadas en cinco grupos:

- Identificación de las variables que afectan al consumo de combustible
- Modelos para la estimación del consumo de combustible
- Modelos de control
- Métodos para motivar al conductor a ahorrar combustible
- Interfaces de usuario

2.1.1 Líneas de investigación

Identificación de factores que afectan al consumo de combustible

Una parte esencial de la conducción eficiente es identificar qué factores influyen en el consumo de combustible [23]. Estas variables son las que tienen en cuenta en los laboratorios para determinar el consumo de combustible. Una de las primeras propuestas en este sentido fue la de [24] que aún se utiliza para certificar el consumo de los vehículos. Posteriormente, otros autores como [25] [26] han incrementado el número de variables.

En esta línea, [27] determina que para ahorrar combustible es necesario evitar las aceleraciones bruscas y la demanda de gran potencia. De forma similar, [19] concluyó que hay ciertas características del comportamiento durante la conducción que están fuertemente correlacionadas con el consumo de combustible. Según este autor, para ahorrar combustible, se deben evitar las paradas innecesarias, desacelerar bruscamente y circular con marchas elevadas. También señala que es importante no cambiar de marcha frecuentemente debido a las pérdidas de energía que se originan durante el proceso, y que se tiene que recuperar posteriormente acelerando. Otros autores como, [28] ó [20], apunta también a la aceleración como elemento principal para reducir el consumo de combustible y la emisión de gases contaminantes.

Algunos conductores asocian la conducción eficiente con evitar las paradas y disminuir la velocidad. [29] realizó un estudio donde se comparaban ambas estrategias. Las conclusiones fueron que reduciendo la velocidad los conductores conseguían ahorrar hasta un 6.4%, mientras que minimizando las paradas el consumo disminuía un 13.9%.

Por otra parte, también es importante detectar que variables afectan a la seguridad. En [17] se identificaron los factores que influyen en el consumo de combustible y/o la seguridad. Los autores concluyeron que la reducción de la velocidad, la elección de una ruta óptima, y la suavidad en la conducción tiene efectos positivos tanto en el consumo como en la seguridad. Sin embargo, consejos como mantener una velocidad constante o circular con marchas elevadas pueden provocar accidentes de tráfico.

Modelos de estimación del consumo de combustible

Los asistentes de conducción eficiente requieren modelos para estimar el consumo de combustible y así poder generar consejos óptimos. Asimismo, el consumo de combustible es un método de retroalimentación muy útil para lograr que el conductor adopte un estilo de conducción eficiente y lo mantenga en el tiempo [30].

En la literatura existen muchos modelos para estimar el combustible. Sin embargo, la mayoría de estas soluciones precisan conocer la velocidad y la aceleración instantánea como en [31]. Esta propuesta emplea la ecuación (1) para estimar el combustible. El modelo es empleado por la herramienta [32] que ayuda a evaluar las condiciones de tráfico.

$$\Delta F = \begin{cases} \alpha + \beta_1 F_t v (\beta_2 M_v a^2 \frac{v}{1000} \Delta t \text{ si } F_t > 0 \\ \alpha \Delta t \text{ si } F_t \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

Donde:

- ΔF es el consumo de combustible en mililitros durante el periodo de tiempo t .
- α es el consumo específico (ml/s).
- β_1 el consumo de combustible por unidad de energía (ml/kJ).
- F_t la fuerza total de tracción.
- β_2 el consumo de combustible por unidad de aceleración (ml/(kJm/s²)).
- M_v la masa del vehículo (kg), a la aceleración instantánea (m/s²).
- v la velocidad (m/s).

En [33] se propone emplear un mapa del motor y un método de regresión para estimar el consumo de combustible dada la velocidad y la aceleración. Recientemente, en [34], han propuesto un modelo para la estimación del consumo que emplea varias ecuaciones para describir la relación no lineal entre el consumo de combustible, la velocidad del motor y el par. La idea consiste en separar el mapa del motor en sub-áreas que puedan ser aproximadas mediante una única ecuación. Este método consigue mejorar los resultados obtenidos por otras propuestas que emplean una única ecuación. No obstante, la precisión de esta solución depende del número de sub-áreas consideradas.

Por otra parte, existen soluciones que evitan tener que conocer la aceleración y velocidad instantánea. Por ejemplo, en [35], los autores proponen que estos valores sean constantes y dependan del segmento de carretera. En [36] los autores elaboraron un método que tiene en cuenta las fuerzas de fricción. Este modelo requiere un mapa del motor para estimar el consumo de combustible. En [37], los autores formularon un modelo (figura 4) que únicamente requiere conocer las características del vehículo y de la carretera (número de paradas y tipo de firme). El inconveniente de esta solución es que es necesario estimar el número de veces que se detiene un vehículo, que es variable.

Entradas: Distancia (d), tiempo de viaje (t), RPM, masa del vehículo (m_v), diámetro del cilindro (B), longitud del cilindro (S), número de cilindros (z), área frontal (A_f), coeficiente aerodinámico (c_d), coeficiente de rodamiento c_r , porcentaje de tiempo de tracción (t_{trac}), densidad del aire (p_a), índice de eficiencia de la caja de cambios e_{gb} ,

perdida de energía de la caja de cambios ($P_{o,gb}$), número de paradas estimadas (N_{stops}), poder calorífico (H_l), densidad de la gasolina (p_f), constante gravitatoria (g) y carga del vehículo (m_l).

$$\begin{aligned}
 v &\leftarrow \frac{d}{t} \text{ (velocidad media)} \\
 w_e &\leftarrow RPM(v) \text{ (estimación de la velocidad del motor)} \\
 h_1 &\leftarrow \frac{1}{x_{tot}} \sum_{i \in trac} v^3 h \\
 h_2 &\leftarrow \frac{1}{x_{tot}} \sum_{i \in trac} v_i h \\
 h_3 &\leftarrow \frac{1}{x_{tot}} \sum_{i \in trac} v_i a_i h \\
 F_{trac} &\leftarrow h_1 \frac{1}{2} p_a A_f c_d + h_2 (m_v + m_l) g \times c_r + h_3 (m_v + m_l) \\
 P_{trac} &\leftarrow \frac{F_{trac} * v}{t_{trac}} \\
 P_{i,gb} &\leftarrow \frac{P_{trac} + F_{o,gb}}{N_{stops} \times v} \text{ (potencia de entrada en la caja de cambios)} \\
 P_{start} &= \frac{4.5(m_v + m_l)}{N_{stops} \times v} \text{ (energía perdida debido a las paradas)} \\
 c_m &\leftarrow \frac{2 \times S \times w_e}{60} \text{ (velocidad media del pistón)} \\
 p_{me} &\leftarrow \frac{16 \times P_{i,gb}}{z\pi B^2 c_m} \text{ (presión media del pistón)} \\
 C &\leftarrow \frac{0.4 \times p_{me} \times 10^{-5}}{p_{me} \times 10^{-5} + 1.6} \text{ (eficiencia del motor)} \\
 P_{fuel} &= \frac{t_{trac} \times (P_{i,gb} + P_{start})}{C} \text{ (potencia generada por la combustión)} \\
 V_f &\leftarrow \frac{P_{fuel}}{H_l \times rho_f} \text{ (Volumen del consumo de combustible) } \left(\frac{L}{s}\right)
 \end{aligned}$$

Figura 4. Algoritmo para la estimación del consume de combustible propuesto por Ben Dhaou I en [37].

Modelos de control

Estas propuestas obtienen los valores óptimos de las variables de control (acelerador, freno y marcha) desde el punto de vista de la eficiencia. Estos algoritmos se basan en la predicción de un futuro cercano. En la literatura encontramos un gran número de propuestas en esta línea. Su principal ventaja es que permiten ahorrar combustible con

independencia de la habilidad del conductor en el caso de que actúen directamente sobre el sistema de aceleración y frenado del vehículo. Sin embargo, los usuarios son reacios a utilizarlas como se puede ver en [38]. A continuación se describen las soluciones de mayor relevancia.

En [39] se propone una estrategia de control basada en la teoría de modelos y que tiene en cuenta las reglas de conducción eficiente para determinar la velocidad y la marcha óptima. Aplicando esta solución los autores consiguen ahorrar hasta 1.5 L/100 Km en un escenario mixto (urbano y autovía). Los autores en [33] presentaron un modelo de control que tiene en cuenta la orografía del terreno para determinar el valor óptimo de las variables de control (aceleración y desaceleración) del vehículo. Esta solución emplea un modelo no lineal predictivo que permite obtener el valor de las variables rápidamente. La propuesta fue validada en diversos escenarios, mediante un simulador, y logró ahorrar hasta un 10% respecto a otros modelos de control que no tienen en cuenta la pendiente de la carretera. En [40] propusieron un algoritmo de planificación para estimar la velocidad óptima basándose en la información sobre el estado de los semáforos. La fase en la que se encuentra el semáforo y el tiempo de cada fase se obtiene en tiempo real empleando los protocolos de comunicación establecidos para las comunicaciones infraestructura a vehículo (V2I). Los resultados preliminares muestran una mejora en el consumo de combustible de hasta un 12%. En [41] y [42] se proponen asistentes para situaciones de congestión de tráfico. Estas soluciones avisan al usuario antes de acercarse al lugar donde se está produciendo el atasco para que disminuyan la velocidad. Además durante el atasco ajustan la velocidad del vehículo para minimizar las aceleraciones. Estas propuestas, además de reducir el consumo de combustible, minimizan la carga de trabajo del conductor.

Los autores de [43] presentaron una solución para calcular la velocidad y aceleración óptima en autovía. Esta propuesta se basa en los algoritmos de colonias de hormigas y la ecuación que calcula la fuerza de tracción [44] requerida por un vehículo. Para validar el sistema emplearon el software de simulación ADVISOR. Los resultados muestran un ahorro entre 7.83% y 10.8% de combustible. M. Barth junto con otros autores plantean en [45] mostrar al usuario la velocidad óptima para un tramo de carretera. Para calcular la velocidad óptima se tiene en cuenta el nivel de congestión y la velocidad media obtenida por otros vehículos previamente. Con esta solución se logra un ahorro entre un 10% y un 20%. En [46] analizaron dos algoritmos que estiman la marcha más adecuada para ahorrar combustible. El primer algoritmo (EGA) se basa en un mapa de eficiencia energética, y el segundo algoritmo (GFA) emplea un algoritmo genético y lógica difusa para obtener la marcha óptima. Ambos algoritmos fueron comparados empleando el ciclo de conducción NEDC (New European Driving Cycle) [47]. Las conclusiones fueron que los dos algoritmos intentaban siempre recomendar la marcha más alta. El ahorro de combustible fue de 9.14% empleando el algoritmo EGA, y de un 10.97% usando el algoritmo GFA. Recientemente, en [34], se ha propuesto un asistente de conducción que indica al usuario el patrón de velocidad óptimo. Este se obtiene a partir de un modelo de estimación de consumo y la aplicación de programación dinámica. Los resultados previos muestran una mejora del 20% en el consumo de combustible empleando un vehículo Renault Clio 3.

Finalmente, los fabricantes ya están introduciendo soluciones automáticas para optimizar el consumo de combustible. Un ejemplo son los sistemas start-stop que apagan automáticamente el motor cuando el vehículo se detiene y lo encienden cuando el conductor pisa el embrague. Además, el motor se encuentra adaptado para que no se produzca desgaste durante esta operación. En los estudios, donde se analizan los

consejos sobre conducción eficiente, se recomienda apagar el motor cuando el vehículo se encuentra detenido durante más de un minuto. Sin embargo, se ha observado que esta recomendación puede tener un efecto negativo en la longevidad del motor. Por lo tanto, a pesar del ahorro de combustible que se consigue mediante esta acción, no es aconsejable aplicarlo salvo que se disponga de un vehículo con este tipo de sistema [48]. Esta solución es especialmente útil en ciudad. El ahorro de combustible que se consigue varía entre un 5% y un 10%.

Otro ejemplo de sistema de control es Eco-Pedal de Nissan. La solución consiste en instalar un servo al pedal acelerador. El servo añade resistencia al recorrido del pedal acelerador dependiendo de la intensidad con la que lo esté presionando el conductor. La resistencia aparece cuando el conductor acelera con una intensidad superior a un umbral, a partir del cual el sistema estima que el consumo va a ser elevado. El ahorro que se consigue mediante esta solución varía entre 5% y un 10% de combustible. Sin embargo, muchos usuarios no encuentran cómodo este sistema y lo desactivan [49].

Métodos para motivar al conductor

En numerosas investigaciones se ha observado que los usuarios tienden a volver a sus hábitos de conducción previos, produciéndose un deterioro en la eficiencia a lo largo del tiempo [50]. En [51] se analiza el impacto que tiene recibir clases sobre conducción eficiente. Los resultados mostraron una disminución en el porcentaje de aceleraciones bruscas, la velocidad excesiva y en el consumo de combustible (4.8 %). Sin embargo, tal y como señalan otros autores, concluyen que estas mejoras podrían ser temporales en el caso de que el usuario no reciba una retroalimentación continua. Las nuevas tecnologías, como los dispositivos móviles y las redes de comunicaciones, nos permiten desarrollar soluciones para animar al usuario a conducir de forma eficiente [52] [53]. A continuación se describen las propuestas más relevantes en este ámbito.

Las soluciones más simples consisten únicamente en mostrar al usuario el consumo de combustible instantáneo durante la conducción. En [30] se consiguió ahorrar mediante este método un 6% de combustible en carretera urbana y un 1% en autovía. Una mejora de esta solución la encontramos en [54]. En este caso los autores proponen compartir el consumo de combustible entre un grupo de usuarios. El sistema fue validado mediante el simulador ANOVA y los resultados mostraron una mejora en el consumo de combustible y en el estilo de conducción.

Otros sistemas más avanzados monitorizan el comportamiento del conductor y le avisan cuando realiza alguna acción ineficiente. En [55] se propone un asistente que emplea el puerto de diagnóstico OBD2 [56] para obtener la telemetría del vehículo. El asistente muestra al usuario el valor de variables como: la velocidad, el consumo de combustible, el nivel de emisión de gases contaminantes y la marcha recomendada. Además, el sistema alerta al usuario cuando acelerara o frena bruscamente.

Los fabricantes de vehículos también están incluyendo en sus vehículos asistentes para ayudar al usuario a que conduzca de forma eficiente. Por ejemplo, Ford incluye en su vehículo Ford Focus del 2012 un asistente que evalúa si el conductor cambia correctamente de marcha, y si evita acelerar y frenar bruscamente. Otros ejemplos similares son: Garmin Mechanic [57], Torque [58] y Honda Eco-Assist [59].

Las redes sociales son otro método empleado a menudo para motivar al usuario a conducir de forma más eficiente. Por ejemplo, en [60] se propone un método para utilizar el consumo de combustible como un incentivo en el sistema de transporte

público de la ciudad de Tampere (Finlandia). La solución se basa en la compartición de esta información con un grupo específico. Los grupos están formados por muestras de conducción que fueron obtenidas bajo condiciones similares (hora, mes, ruta, modelo de vehículo, etc.). Los autores lograron mediante este sistema un ahorro entre 1.4% y 4.6% de combustible. Asimismo destacan la idoneidad de esta propuesta para mantener en el tiempo la mejora en el estilo de conducción producida al recibir clases sobre conducción eficiente.

Interfaces de usuario

Los sistemas que ayudan al usuario a conducir eficientemente pueden causar distracciones y efectos negativos en el procesamiento cognitivo del conductor [61]. En [62], se realiza un estudio sobre las distracciones a las que está sometido un conductor. Un campo de investigación muy importante en la conducción eficiente son los sistemas de comunicación entre el usuario y la máquina en el entorno vehicular. En la literatura encontramos trabajos donde se analiza qué información se debe mostrar al usuario. Por ejemplo, en [63], los investigadores realizaron una encuesta online para averiguar cuál es la información más demandada según la motivación del usuario. Las conclusiones fueron que la interfaz de usuario debe mostrar en primer lugar la cantidad de dinero que se ha ahorrado. Los conductores también mostraron interés por conocer la cantidad de combustible gastado en cada trayecto. Sin embargo, no estaban interesados en conocer el impacto que tiene la conducción en el medioambiente.

Otro tema de investigación en el área de las interfaces de usuario consiste en buscar que método es el mejor para interactuar con el usuario. En numerosos estudios se concluye que la mejor forma de comunicarse con el usuario es mediante la voz. No obstante, para que esto sea cierto es necesario que se cumplan una serie de requisitos [61]:

- El sintetizador de voz tiene que emitir una voz clara y semejante a la humana
- El reconocedor de voz requiere ser preciso
- Los diálogos no deben ser complejos

En 1984, [64] ya sugería que la interacción mediante la voz causaba menos distracciones que el uso de una pantalla porque la conducción es una tarea básicamente visual. Estudios posteriores lo han confirmado. En [65] observaron en pruebas realizadas en entornos reales que, recibir instrucciones a través del altavoz de un sistema de navegación, causaba menos distracciones que observarlas en la pantalla. En [66] llegaron a unas conclusiones similares, pero en este caso las pruebas consistían en realizar tareas como seleccionar música, procesar e-mail y realizar llamadas. Los autores observaron que el rendimiento en la conducción era mejor cuando se empleaba la voz para realizar todas las tareas excepto las llamadas. En este último caso se obtuvieron mejores resultados haciéndolo manualmente. Además, concluyeron que el estado del tráfico y la edad del conductor influyen significativamente en la elección entre hacer las tareas mediante voz o de forma manual. Por su parte [67] también verificaron que la conducción es más segura usando la voz, aunque los conductores realicen más rápidamente las tareas de forma manual. No obstante, Las distracciones que causan las pantallas pueden ser mitigadas si se cambia su ubicación hacia una región donde el conductor no tenga que apartar la mirada de la carretera. Google Glass [68] o Garmin HUB [69] son dos propuestas que permiten que el usuario reciba notificaciones visuales sin interferir en la tarea de observar la carretera.

Por último, cabe mencionar que se están introduciendo otras soluciones para comunicarse con el usuario. [70] propone emplear patrones de vibración para notificar al usuario sobre las emisiones de gases contaminantes. En las pruebas realizadas se observa que es mejor situar los motores de vibración en el cinturón que en el asiento. El autor sugiere que se debe a que en el asiento se producen vibraciones involuntarias debido al movimiento del vehículo. Esta solución logra que los conductores reduzcan un 8% el consumo de combustible. Otra solución consiste en incorporar una respuesta háptica a los pedales del vehículo. En [71] podemos ver una propuesta que emplea esta interfaz para ayudar al conductor a seguir a un vehículo.

2.1.2 Resumen de las propuestas existentes para ahorrar combustible

En la tabla 1 se muestran un resumen de las propuestas para ahorrar combustible. En ella se puede observar como las soluciones que no requieren la intervención del conductor (modelos de control automáticos) logran un porcentaje mayor de ahorro de combustible. Sin embargo, los sistemas automáticos pueden tener una acogida negativa por parte de los conductores, que terminan desactivándolos.

Autores	Solución	Ahorro de combustible máximo
[29]	Reducir la velocidad	6.4%
[29]	Minimizar las detenciones	13.9%
[40]	Algoritmo para la obtención de la velocidad óptima basado en la información del estado de los semáforos	12%
[43]	Modelo de control basado en la ecuación de la fuerza de tracción y en los algoritmos de colonias de hormigas	10.8%
[45]	Modelo de control basado en la velocidad media del tramo de carretera y el nivel de congestión	20%
[46]	Modelo para la obtención de la marcha óptima basado en algoritmos genéticos y lógica difusa	10.97%
[34]	Patrón de velocidad óptimo obtenido aplicando programación dinámica	20%
[48]	Sistema Start-Stop	10%
[49]	Eco-Pedal	10%
[30]	Mostrar consumo de combustible instantáneo	6%
[51]	Recibir clases sobre eco-driving	4.8%
[60]	Compartición del consumo de combustible entre un grupo específico de usuarios	4.6%
[70]	Notificación de las emisiones de gases contaminantes mediante una interfaz vibro-táctil	8%

Tabla 1. Comparación de las propuestas para ahorrar combustible

2.1.3 Ventajas

Los beneficios de la conducción eficiente no se limitan únicamente al ahorro energético. A continuación, se describen todas las ventajas que presenta este estilo de conducción.

- Ahorro económico para las empresas de transporte: El carburante supone un elevado coste tanto para las empresas de transporte como para los consumidores que ven como el aumento en el precio del combustible repercute directamente en el precio del producto. Para que la industria de un país sea competitiva es necesario que los costes de transporte sean bajos.
- Aumento del tiempo de vida de los componentes del vehículo: Este estilo de conducción demanda menos esfuerzo a los distintos sistemas del vehículo (frenos, embrague, caja de cambios, motor, etc.) en comparación con un estilo de conducción convencional. La conducción eficiente se basa en la antelación. Por lo tanto, el conductor tiene más tiempo para la toma de decisiones, permitiéndole minimizar el uso e intensidad de los distintos componentes del vehículo.
- Reducción de emisiones: Las emisiones de CO₂ del vehículo y otros gases contaminantes están relacionados de forma directa con el consumo de combustible. Estos productos son el resultado de la combustión que tiene lugar en el motor. Cuanto menor sea el consumo de combustible, menos se contaminará. Una de las medidas principales de los gobiernos para cumplir con los acuerdos sobre emisiones de gases contaminantes es disminuir la contaminación producida por el sector del transporte. Además, este sector es el que más consume energía (un 33% en Europa) [6].
- Disminución del riesgo y gravedad de los accidentes de tráfico: Esta técnica de conducción se basa principalmente en la previsión y en la anticipación por lo que se incrementa la seguridad.
- Disminución del stress del conductor: La conducción eficiente es un estilo de conducción que requiere tranquilidad y sosiego, por lo que reduce las tensiones a las que se encuentra sometido el conductor.
- Mejora del flujo de tráfico: Empleando esta técnica de conducción se realizan las aceleraciones de forma más efectiva y se ajusta la velocidad evitando las detenciones y maximizando la inercia. Esta suavización en la conducción mejora la velocidad media de la carretera.

2.1.4 Inconvenientes

Esta técnica de conducción presenta varios inconvenientes. No obstante, la mayoría de ellos pueden ser resueltos y actualmente es un campo de gran interés. Los problemas de este estilo de conducción son:

- No existe un consenso relativo a las reglas de conducción eficiente: Estas varían entre los diferentes países y fabricantes. Por ejemplo, en [72], se compara los consejos eco-driving de Alemania con los consejos de Japón. Los resultados muestran que los consejos de Japón permiten ahorrar más combustible, 15.4% frente a 14.5% de Alemania. Además, las recomendaciones del gobierno Japonés modifican el comportamiento durante la conducción aumentando la distancia de seguridad con el vehículo precedente. Sin embargo, todos los

autores han observado que, reduciendo las aceleraciones, se mejora el consumo de combustible.

- El conductor tiene que tener conocimientos sobre conducción eficiente: Normalmente en las autoescuelas no forman a los alumnos para que conduzcan de forma eficiente. Una de las medidas de los gobiernos para reducir el consumo de combustible es ofrecer cursos a los conductores sobre conducción eficiente. En España, el Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía (IDAE) [9] ha invertido más de 246 millones de euros desde el año 2007 para promover la enseñanza de este estilo de conducción. Por otra parte, a partir del 21 de Enero del 2013 se introdujo la conducción eficiente como tema de evaluación en el examen para obtener el permiso de conducir.
- El conocimiento sobre este estilo de conducción debe ser sólido: En algunos estudios se ha constatado que algunos conductores obtuvieron peores resultados después de recibir clases sobre conducción eficiente [50]. La malinterpretación de los consejos de conducción eficiente pueden provocar además situaciones de peligro.
- La motivación continua es fundamental: Cambiar los hábitos de conducción es muy difícil. Los conductores necesitan un incentivo, que debe variar según el tipo de conductor. En [73], los autores identificaron y analizaron los motivos y los incentivos para conducir de forma eficiente. Las conclusiones fueron que hay cuatro motivos principales: el tiempo, el consumo de combustible, el medio ambiente y la posibilidad de cambio. En [63] los autores hicieron una encuesta online para averiguar qué información se debía mostrar en un asistente de conducción eficiente según la motivación de los conductores. Los resultados indicaron que los conductores querían que se les mostrase cuánto dinero habían ahorrado, y en menor medida, el consumo de combustible en cada viaje. La información que menos motivaba a los conductores era saber el impacto que se había producido en el medio ambiente.
- Algunos consejos eco-driving pueden entrar en conflicto con la seguridad: Recomendaciones como reducir el uso del freno o circular con marchas elevadas puede tener un efecto adverso sobre el control del vehículo. En [74] [17] los autores identificaron un conjunto de factores asociados con el vehículo, el conductor y el entorno que podrían afectar a la seguridad. No obstante, también detectaron consejos que influyen de forma positiva tanto en la seguridad como en el consumo de combustible.
- Influencia del tipo de vehículo: El ahorro energético y los consejos dependen del tipo de vehículo. Por ejemplo, en los vehículos híbridos no se desperdicia la energía cuando se frena, sino que sirve para recargar la batería.

2.2 Normativa sobre el control de emisiones de los vehículos

El ahorro energético es un objetivo prioritario de la Unión Europea debido a la escasez de los recursos energéticos, los efectos que tienen sobre la salud de las personas y el coste económico. En el informe [6] podemos ver que el transporte es el sector que consume la mayor parte de la energía. Por otra parte, en "Tráfico: civilización o barbarie" realizado por el Observatorio del Riesgo del Instituto de Estudios de la Seguridad [7] (IDES) en el año 2006 señala que el efecto más mortífero de la circulación es la contaminación de los coches, que causa cinco veces más muertes que los propios accidentes.

El 3 de Marzo del 2010 la Comisión Europea propuso un plan de 10 años denominado Europa 2020 [75] que tiene como prioridad favorecer el crecimiento económico haciéndolo compatible con la sostenibilidad del medio ambiente. Fruto de este plan surge el programa europeo Intelligent Energy [76] para financiar proyectos europeos sobre sostenibilidad energética. Uno de los campos de actuación es el transporte donde este programa ha financiado proyectos como EcoWill [77]. En este proyecto participaron 13 países entre los cuales se encuentra España y 15 compañías relacionadas con el automóvil. El objetivo era definir cuál debía ser el contenido de los cursos sobre conducción eficiente y promover la implementación de estos en autoescuelas y exámenes de conducción. Otros proyectos financiados fueron PRESERVE [78], Car2Car [79] y COMeSaefty2 [80]. En este caso el objetivo era gestionar la información de las vías de tránsito para mejorar la circulación.

Por otra parte, en el Séptimo Programa Marco de Investigación de la Unión Europea [81], la energía y el medio ambiente fue un campo prioritario. Este programa financió y sigue financiando un gran número de proyectos sobre ahorro energético como “Eco-driver” [82]. Además, La Unión Europea va a seguir apoyando las propuestas sobre eficiencia energética en el nuevo programa ayuda a la investigación “Horizonte 2020” [83] que establece como prioridades la salud y el transporte inteligente y ecológico.

En España, el Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía, IDAE [9], tiene como labor contribuir a la consecución de los objetivos que tiene adquiridos España en materia de mejora de la eficiencia energética, energías renovables y otras tecnologías bajas en carbono. En este sentido, el IDAE lleva a cabo acciones de difusión y formación, asesoramiento técnico, desarrollo de programas específicos y financiación de proyectos de innovación tecnológica. Además, el gobierno español aprobó en Julio del 2011 el Plan de Ahorro y Eficiencia Energética 2011-2020 [84] para cumplir con los objetivos de ahorro energético propuestos por la Unión Europea. Este plan da continuidad a los planes de ahorro y eficiencia energética aprobados por el Gobierno español en el marco de la Estrategia de Ahorro y Eficiencia Energética en España 2004-2012, aprobada en Noviembre de 2003.

Actualmente, en la mayoría de los países se han implementado medidas para regular la emisión de gases contaminantes por parte de los vehículos. En Europa, hay serie de normas (Euro 1, Euro 2, Euro 3, Euro I, Euro II, etc.) que regulan las emisiones de óxidos de nitrógeno (Nox), hidrocarburos, monóxido de carbono y partículas para todo tipo de vehículos. Estas normas son una modificación de la Directiva 70/220/CEE. Respecto a las emisiones de CO₂ se encuentran reguladas por la Directiva 443/2009/CE cuyo objetivo es que la media de CO₂ sea 95 g/km.

Para verificar que los vehículos cumplen las normas reguladoras se emplean ciclos de ensayo normalizados. En Europa se utiliza el ciclo NEDC (New European Driving Cycle) [47], el cual es el criterio a seguir para homologar los vehículos cuando se quieren comercializar en Europa. La figura 5 muestra este ciclo. Los ciclos de conducción intentan emular el comportamiento al volante de los usuarios, tanto en tramos urbanos como en interurbanos a través de una combinación de distintas velocidades en una escala temporal. Este ciclo entró en vigor en el año 2000 a través de una directiva 98/96/EC, que viene a modificar la 70/220/EEC.

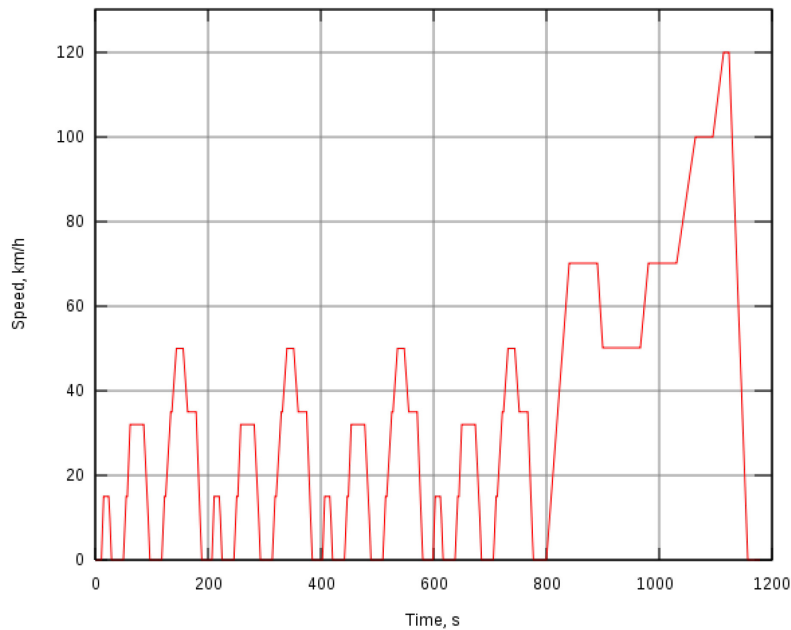


Figura 5. Ciclo de conducción NEDC empleado en Europa para la homologación de vehículos.

En Estados Unidos se emplea el ciclo SFTP US06/SC03 que es una actualización del ciclo FTP 72/75 propuesto en 1978. El ciclo SFTP US06/SC03 [85] se compone de cuatro pruebas: conducción en ciudad (FTP-75), conducción en autovía (HWFET), conducción agresiva (SFTP US06), y un test adicional con el aire acondicionado (SFTP SC03). Estos ciclos determinan las tasas energéticas que tienen que pagar los conductores. En Japón el ciclo para homologar a los vehículos se denomina JC08 [86]. El problema de que existan varios ciclos es que aunque empleemos el mismo coche en las mismas condiciones los resultados son diferentes dependiendo del ciclo que apliquemos. En la tabla 2 se muestran los resultados obtenidos en un estudio realizado por el laboratorio Nacional Oak Ridge [87] del departamento de Energía de los Estados Unidos donde se comparan los diferentes ciclos de conducción. Para solventar este problema se está elaborando un nuevo ciclo denominado “Worldwide harmonized Light vehicles Test Procedures (WLTP)” [88] que pretende ser un estándar mundial. Está siendo desarrollado por expertos de la Unión europea, Japón y la India bajo la supervisión de UNECE World Forum for Harmonization of Vehicle Regulations. Este ciclo determinará el nivel de emisiones de gases conamiantes, CO₂, consumo de combustible y autonomía eléctrica en los vehículos ligeros incluyendo furgonetas comerciales de pequeñas dimensiones.

Tipo de vehículo	Millas por galón			Porcentaje de diferencia entre	
	CAFE	NEDC	JC08	CAFE y NEDC	CAFE y JC08
Coche pequeño	34.8	32.4	27.6	-7%	-21%
Coche grande	26.6	24.7	21.5	-7%	-19%
Monovolumen	23.9	20.5	17.2	-14%	-28%
Vehículo deportivo	20.2	17.6	14.6	-13%	-28%

Furgoneta	18.8	15.9	13.5	-15%	-28%
-----------	------	------	------	------	------

Tabla 2. Comparación de los ciclos de conducción de Estados Unidos, Europa y Japón. Fuente: Laboratorio Nacional Oak Ridge del departamento de Energía de los Estados Unidos

Otra de las medidas que se ha implementado para controlar las emisiones de gases contaminantes es la incorporación en los vehículos de un puerto de diagnóstico [56] que sirve para medir las emisiones de gases contaminantes. En Estados Unidos es obligatorio que los vehículos incluyan este puerto desde 1996. En Europa todos los vehículos deben incluirlo desde el 2000 si utilizan gasolina, y desde el 2003 si son diésel.

Por otro lado, los gobiernos están impulsando la implementación del coche eléctrico, ya que contaminan menos que los vehículos que emplean un combustible. La gasolina y el diésel siguen siendo las fuentes de energía de la mayor parte de los vehículos que circulan por el mundo, a pesar de las medidas impulsadas por los gobiernos para sustituirlos por electricidad que contamina en menor medida. En la Unión Europea, en [89] se establece como objetivo que en el 2030 la mitad de los vehículos que circulen por carretera urbana sean eléctricos, y que en el 2050 se eliminen todos los vehículos de combustible. No obstante, la implementación de este tipo de vehículo está siendo lenta debido a su coste y reducida autonomía. Además, actualmente existe un debate sobre si estos vehículos son realmente ecológicos, ya que la producción de energía eléctrica podría ser más contaminante que el uso de motores de combustión [90].

2.3 Consejos clásicos sobre conducción eficiente

Los consejos sobre conducción eficiente se pueden clasificar en dos grupos según el momento en el que se deben aplicar: recomendaciones antes del viaje y durante el trayecto. A continuación se describen las recomendaciones más usuales para ahorrar combustible.

2.3.1 Recomendaciones antes de viajar

Revisión de los sistemas del vehículo

Antes de iniciar la marcha, el conductor debe revisar varios componentes del vehículo. Su mal funcionamiento puede provocar un aumento en el consumo de combustible e incluso problemas en la seguridad de los pasajeros.

Presión de los neumáticos: Cuando la presión de los neumáticos es menor a la recomendada por el fabricante se produce un aumento en la resistencia a la rodadura y en la temperatura. Además, el neumático se desgasta de forma no uniforme. Asimismo, se incrementan las posibilidades de que reviente la rueda o se desprenda la banda de rodadura. Por el contrario, una presión excesivamente alta en los neumáticos produce, además de rebotes innecesarios en la suspensión, un desgaste principalmente concentrado en la zona central de la banda de rodadura.

Revisión de los filtros: El correcto funcionamiento de los diferentes filtros que presenta el vehículo tiene un impacto importante en el consumo de combustible. Se debe revisar de forma periódica:

- **Filtro de aceite:** Elimina las impurezas del aceite producidas por la combustión y los residuos del desgaste del motor. La función del filtro es que las impurezas y los ácidos no regresen al depósito donde se encuentra el aceite, evitando que

pierda sus propiedades anticorrosivas y viscosidad. Cuando se encuentra en mal estado el consumo puede aumentar hasta un 0.5% debido a las pérdidas de energía que se producen en la transmisión. Además, se incrementa el riesgo de sufrir graves averías en el motor al no ser adecuada la lubricación.

- Filtro del aire: Evita que penetren partículas agresivas en los cilindros del motor, asegurando la buena calidad de la mezcla aire-carburante. En el caso de que se encuentre con suciedad puede provocar un aumento en el consumo de combustible de hasta un 1.5%, un incremento en la emisión de gases contaminantes e incluso averías en el motor. El filtro debe ser sustituido cuando se observe una falta de potencia al acelerar o cuando los humos que salen del tubo de escape sean opacos y oscuros.
- Filtro de combustible: Se encarga de retener las impurezas del carburante (azufre, silicatos y asfaltos) evitando posibles averías y un aumento en el consumo de hasta un 0.5%. En los vehículos diésel este filtro debe ser sustituido con mayor frecuencia que en los vehículos de gasolina ya que el combustible es sometido a altas presiones.

Carga del vehículo

La carga del vehículo y su distribución tienen un impacto directo en las fuerzas que se oponen al movimiento del vehículo. El peso del vehículo, el de los ocupantes y la carga influyen sobre todo en el arranque y en los periodos de aceleración. Se debe intentar distribuir la carga de manera que el peso sobre cada eje sea aproximadamente el mismo, de tal forma que se reduzcan al mínimo las pérdidas de potencia causadas por la resistencia aerodinámica. Además, una mala distribución de la carga reduce la adherencia del eje y aumenta la inestabilidad del vehículo.

2.3.1 Consejos durante el viaje

Aire acondicionado: Es uno de los accesorios con mayor incidencia en el consumo global de carburante. En las pruebas realizadas durante este trabajo se han observado diferencias de hasta 1 l/100km cuando no se utiliza el sistema de climatización. Los vehículos empleados para realizar esta prueba fueron un Citroën Xsara Picasso 2.0 HDI y un Ford Fusion 1.4 HDI.

Ventanillas: Conducir con las ventanillas bajadas modifica el coeficiente aerodinámico del vehículo, provocando una mayor oposición al movimiento del vehículo. No obstante se ha observado que abrir la ventana tiene un efecto menor que accionar el aire acondicionado. Abrir la ventanilla puede suponer incrementar el consumo de combustible un 0.5 l/100 Km de media.

Inicio de la marcha: El procedimiento depende del tipo de vehículo. En los coches que emplean gasolina se ha de iniciar la marcha inmediatamente después de arrancar el motor. En este caso, esperar parado con el motor en marcha no aporta ninguna ventaja, ya que ralentiza el calentamiento del motor. En los coches diésel conviene esperar unos segundos para que llegue el aceite en condiciones adecuadas a la zona de lubricación.

Evitar las aceleraciones bruscas y frecuentes: Cuando el vehículo acelera tiene que hacer frente a la fuerza de resistencia a la aceleración, que es proporcional a la masa total del vehículo y a la intensidad de la aceleración. Además, cuando la aceleración es muy brusca, aumentan las posibilidades de que el conductor se vea obligado a frenar para corregir la velocidad. En este caso se desperdicia la energía previamente generada.

La tabla 3 muestra el incremento en el consumo instantáneo al acelerar con distintos grados de intensidad empleando como vehículo de pruebas un Ford Focus Sedán 1.6 HDI.

Aceleración (m/s²)	Incremento consumo instantáneo (l/100 km)
0.83	1
1.11	2.39
1.38	3.66
2.01	5
2.22	7
2.5	7.37

Tabla 3. Incremento del consumo de combustible instantáneo aplicando aceleraciones con diferentes grados de intensidad.

Evitar las desaceleraciones: En los vehículos tradicionales, cuando el conductor pisa el pedal freno, parte de la energía generada previamente se pierde. Sin embargo, en los coches eléctricos e híbridos, la energía se emplea para recargar la batería.

Durante el proceso de desaceleración es recomendable emplear el “freno motor”. Cuando no se pisa el pedal acelerador y se circula con una marcha engranada, el motor no consume combustible. En este caso el giro del motor hace de freno. El freno motor es un sistema muy útil para frenar porque evita el desgaste prematuro y el calentamiento del sistema de frenado.

Mantener una velocidad constante: Una vez que, el vehículo ha alcanzado la velocidad deseada y el conductor no está acelerando, desaparece la fuerza de resistencia a la aceleración. En esta situación, la fuerza de tracción requerida disminuye, junto con el consumo de combustible. En [17] se afirma que viajar a velocidad constante en los vehículos modernos permite a la unidad de control del motor optimizar el flujo de combustible en el cilindro.

No conducir a velocidades elevadas: La velocidad del vehículo incrementa de forma cuadrática la resistencia aerodinámica, produciéndose un aumento en el consumo de combustible. Sin embargo, en los últimos años, los fabricantes de vehículos han mejorado de forma significativa la aerodinámica de los vehículos y el impacto en el consumo es menor. El umbral de velocidad a partir del cual la velocidad tiene una influencia clara en el consumo depende del vehículo. En la figura 6 podemos ver el consumo de combustible obtenido a velocidades entre 80 y 130 km/h usando un Ford Focus Sedan 1.6 HDI.

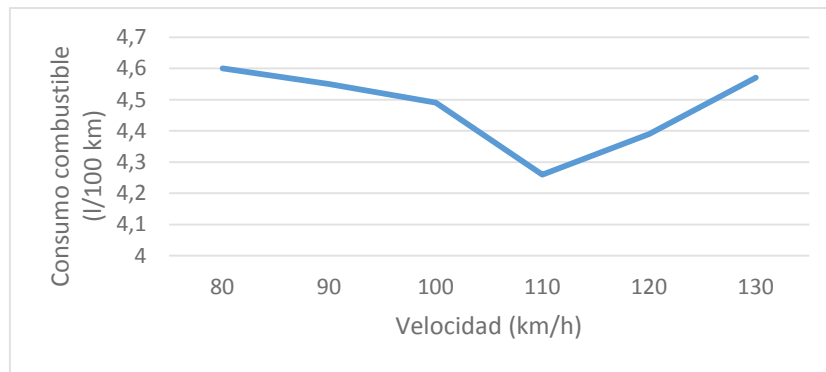


Figura 6. Consumo de combustible y velocidad en Ford Focus Sedan 1.6 HDI.

Evitar el uso de marchas cortas y mantener la velocidad del motor en la zona eficiente indicada por el fabricante: Las marchas cortas son las que consiguen mayor fuerza de tracción. Sin embargo, también son las que provocan que el consumo de combustible del vehículo se incremente. En la tabla 4 podemos ver el consumo de combustible de un Ford Fusión 1.4 HDI en función de la velocidad del vehículo y la velocidad de giro del motor. La tabla 5 muestra como el consumo se incrementa casi 1l/100 Km cuando la velocidad de giro es alta.

Velocidad (km/h)	Velocidad Motor (R.P.M)	Consumo Instantáneo (L/100 Km)
50	1775	3.89
50	1795	4.02
50	1808	4.55
50	2432	4.84

Tabla 4. Consumo de combustible en función de la velocidad del vehículo y la velocidad de giro del motor en Ford Fusión 1.4 HDI-

2.4 Eco-routing

Eco-routing es un concepto que consiste en encontrar la ruta óptima desde el punto de vista de la eficiencia energética. Numerosos estudios muestran que, la selección de diferentes rutas para un mismo recorrido, producen diferentes cantidades de consumo de combustible y emisiones de gases contaminantes [91] [92]. La importancia de la elección de ruta en el consumo de combustible se ha constatado en estudios como en [93]. En este trabajo se observó que el 46% de los viajes se realizaron por rutas no óptimas, y que se podría haber ahorrado de media un 8%, si se hubiese seguido una ruta óptima.

Recientemente se han estado desarrollando sistemas de navegación eco-routing para encontrar la ruta que consuma menor cantidad de combustible. Los resultados indican que la ruta más corta no siempre es la de menor consumo [94]. Otros factores como las características de la carretera, del vehículo y el tráfico también influyen de forma significativa en el consumo y la emisión de gases contaminantes [95] [96]. En [97], los autores propusieron un método para seleccionar la ruta más óptima basándose en un modelo de estimación de combustible y patrones de velocidades sintéticos y reales. La propuesta es capaz de calcular el consumo de combustible y el tiempo del trayecto

conociendo características del vehículo y disponiendo de un histórico sobre las velocidades obtenidas en cada tramo del viaje. La solución fue validada en entorno real. Los resultados mostraron que el modelo es efectivo para elegir una ruta sobre otra, pero presenta el inconveniente de que no tiene en cuenta las detenciones producidas por señales de tráfico o peatones.

Todos los algoritmos de cálculo de la ruta óptima requieren conocer el coste de cada enlace de la red. Existen diversos métodos para estimar el coste. Actualmente es un tema de investigación porque la mayoría de los modelos existentes requieren una gran cantidad de parámetros de entrada y coste computacional. En [98], los autores proponen un sistema de navegación que calcula la eficiencia de la ruta usando datos dinámicos (nivel del tráfico, consumo de combustible y velocidad media) y estáticos (características del vehículo, número de semáforos y señales de stop). Mediante esta propuesta, los autores afirman conseguir ahorrar hasta un 10% de energía y el error de predicción del consumo de combustible es de sólo un 1%. De forma similar, en [99], los autores proponen un modelo para elegir la mejor ruta basándose en datos históricos y reales, y en un modelo de estimación de las emisiones híbrido (microscópico y mesoscópico). Los autores concluyen que existe una relación muy fuerte entre la duración del trayecto y la cantidad de emisiones de gases contaminantes. Por lo tanto, proponen mostrar al usuario todas las rutas disponibles y sus costes para que el usuario elija según el tiempo que disponga para realizar el trayecto. Los autores afirman que, aunque el usuario no siempre elija la ruta óptima, la reducción en las emisiones de gases contaminantes se consigue si alguna vez el conductor selecciona la ruta óptima. Por otra parte, se plantean que si un gran número de usuarios empieza a utilizar el navegador eco-routing, la ruta indicada como la más óptima podría dejar de serlo.

2.5 Motor de combustión interna

La mayor parte de los vehículos actuales emplean un motor de combustión interna o explosión. Este tipo de motor obtiene energía mecánica directamente de la energía química de un combustible que arde dentro de la cámara de combustible. Su nombre se debe a que la combustión se produce dentro del motor a diferencia de otros como la máquina de vapor. Existen varios tipos de motores de combustión interna: alternativos (motor de gasolina o diésel), turbina de gas y motor rotario. Los vehículos suelen incorporar motores de gasolina o diésel de cuatro tiempos. Ambos motores cuentan con elementos comunes como el cigüeñal, biela, culata y válvulas. Por otra parte, los motores diésel presentan una bomba inyectora y los motores gasolina un carburador o un sistema de inyección de gasolina para realizar la mezcla aire-gasolina. A continuación se describen los ciclos de funcionamiento de estos dos tipos de motores.

Motor de gasolina

1. Tiempo de admisión: El aire y el combustible mezclados entran por la válvula de admisión.
2. Tiempo de compresión: La mezcla aire/combustible es comprimida y la bujía hace saltar una chispa que provoca la inflamación.
3. Tiempo de combustión: El combustible se inflama y el pistón es desplazado. El cigüeñal se encarga de transformar el movimiento lineal que se consigue mediante la explosión en movimiento rotatorio.
4. Tiempo de escape: Los gases producidos por la quema de combustible se conducen hacia fuera por la válvula de escape.

Motor diesel

1. Tiempo de admisión: El pistón sale hacia fuera y se absorbe aire en la cámara de combustión.
2. Tiempo de compresión: El pistón se mueve hacia dentro comprimiendo el aire que se introdujo en la etapa anterior. Esta compresión hace que aumente la temperatura hasta 850 °C. Al final de esta etapa inyecta gasolina a gran presión en la cámara de combustión provocando la inflamación debido a la alta temperatura.
3. Tiempo de combustión: Los gases producto de la combustión empujan el pistón hacia fuera. La fuerza de desplazamiento se convierte en movimiento giratorio mediante el cigüeñal.
4. Tiempo de escape: El pistón se desplaza hacia el interior de la cámara de combustible y se expulsan los gases resultantes de la combustión.

La potencia generada por un motor es la cantidad de trabajo que puede desarrollar en un tiempo determinado. Un motor potente permite acciones tales como: acelerar un vehículo rápidamente, subir una pendiente a más velocidad y remolcar cargas pesadas.

$$Potencia (CV) = \frac{Par\ motor\ (Nm) \times Régimen\ (\frac{r}{min})}{7024} \quad (2)$$

La potencia proporcionada por un motor depende del par motor y del régimen de giro. El par es la fuerza de rotación aplicada al final de un eje giratorio. En los vehículos hay dos pares:

- Par motor: Es el que se produce debido a la combustión del carburante y que se desarrolla en el final del cigüeñal.
- Par en rueda: Es el par que se aplica en la rueda y proporciona la fuerza de tracción. Este par es diferente al par motor porque la caja de cambios lo multiplica reduciendo la velocidad de giro.

El Par Motor Máximo es el dato que proporciona el fabricante normalmente y consiste en la máxima fuerza de giro que puede proporcionar el motor. Se produce solamente cuando:

- El acelerador se encuentra presionado al 100% (plena carga)
- El régimen de revoluciones del motor se encuentra en un valor intermedio

El par máximo no se puede conseguir a cargas parciales, es decir, sin pisar el acelerador a fondo.

2.5.1 Curvas características del motor y curvas de equiconsumo

Las curvas características se emplean para conocer las prestaciones del motor bajo cualquier régimen de giro y posición del motor. El rendimiento de un motor es definido por las siguientes curvas:

- Curva de par a plena carga: Esta curva muestra el par máximo proporcionado por el motor a cada régimen de giro cuando la carga es máxima. La carga es máxima cuando el pedal acelerador está pisado a fondo. Esta curva suele ser suministrada por el fabricante.
- Curva de par a carga parcial: Muestra el par proporcionado por el motor a diferentes posiciones del pedal acelerador: 25%, 50% o 75% de su recorrido.

- Curva de potencia a plena carga: Esta curva captura la potencia entregada al motor a cada régimen de giro cuando la carga es máxima. Esta curva suele ser suministrada por el fabricante.
- Curva de potencia a carga parcial: Esta curva muestra la potencia proporcionada por el motor en función de las revoluciones del mismo, cuando la carga es menor a la máxima. En la figura 7 se muestra la curva de potencia a carga parcial de un vehículo Opel Insignia CDTI 2000.
- Curvas de equiconsumo: Estas curvas muestran las zonas de mínimos consumos por unidad de potencia entregada. Se dibujan sobre las curvas de par o de potencia y representan líneas de nivel de consumo de combustible específico. Existe una zona que proporciona el menor valor de consumo específico, es decir el mejor rendimiento del motor. Esta zona se sitúa normalmente en regímenes ligeramente inferiores al de par máximo o en la zona más baja del mismo, y con el acelerador apretado $\frac{3}{4}$ partes de su recorrido. La mayoría de los fabricantes señalan esta región en el cuentarrevoluciones mediante una zona verde.

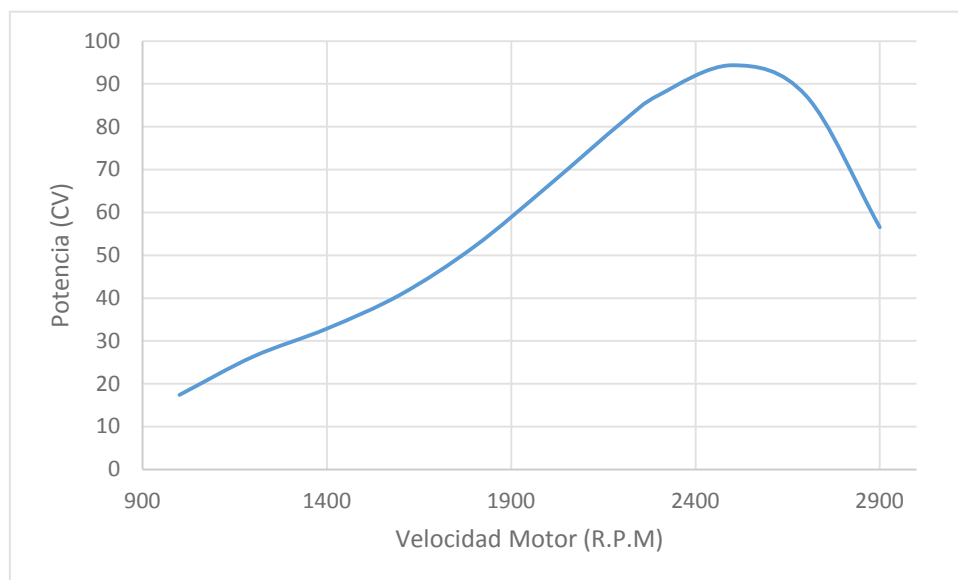


Figura 7. Curva de potencia a carga parcial de Opel Insignia CDTI 2000.

2.5.2 Sistema de transmisión

La potencia generada por el motor no se puede aplicar directamente a las ruedas porque el par es demasiado bajo y la velocidad de giro muy alta. Los vehículos cuentan con un sistema de transmisión que se encarga de adaptar la potencia saliente del motor a unas condiciones que posibiliten la propulsión del vehículo. Este sistema consta de los siguientes elementos:

- Embrague: Se usa para desacoplar el giro del motor del giro de las ruedas. Este componente permite mantener girando el motor con el vehículo parado.
- Caja de cambios: Se emplea para seleccionar la relación entre el régimen de giro del motor y el que llega a las ruedas. La potencia generada por el motor se transmite del eje de entrada de la caja de cambios al eje de salida de esta. En este proceso la pérdida de energía no es significativa.

- La caja de cambios determina como se aplica la potencia generada por el motor en las ruedas. Por lo tanto, este componente establece qué combinación de par y velocidad se va a transmitir a la rueda. Para una potencia dada, la caja de cambios proporciona diferente par y velocidad de giro en las ruedas dependiendo de la marcha seleccionada. Si el conductor tiene seleccionada una marcha corta, la velocidad de giro que llegará al motor será baja y la fuerza alta. En el caso de las marchas largas ocurre al contrario. La velocidad de giro aumenta y el par disminuye.
- Árbol de transmisión: Consiste en un eje responsable de transmitir la potencia saliente de la caja de cambios hacia el puente.
- Puente: Este componente hace girar uno o más ejes encargados de hacer llevar el giro a las ruedas empleando la potencia que le llega a través del árbol de transmisión. Además, este elemento suele introducir una pequeña reducción de régimen de giro entre el árbol de transmisión y las ruedas. El objetivo es reducir el tamaño de la caja de cambios.

Cuando el conductor cambia de marcha se produce una pérdida de velocidad del vehículo por lo que posteriormente debe acelerar. Por lo tanto, se deben evitar los cambios de marcha superfluos. Además, el uso frecuente de este sistema causa un gran desgaste en los componentes mecánicos. En la figura 8 se muestran los componentes del sistema de transmisión de un vehículo y los cambios que provocan en el par y la velocidad de giro proporcionada por el motor.

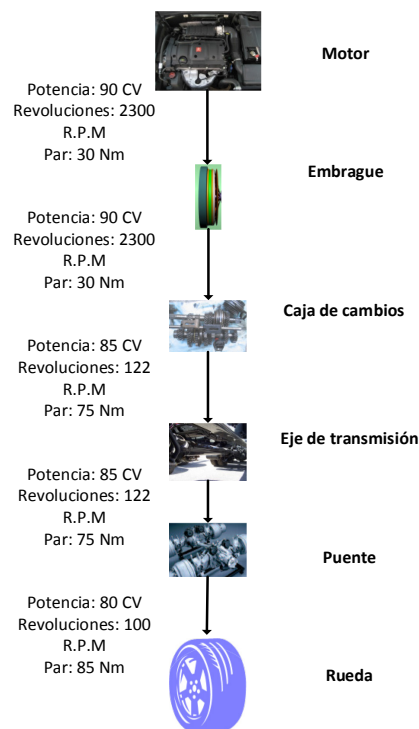


Figura 8. Componentes del sistema de transmisión.

2.6 Pérdidas de energía en el motor

La presión ejercida por la combustión en el cilindro, empuja el pistón y genera un par motor. Parte de la energía generada por la combustión se pierde en su transferencia

hacia el eje de salida del motor. Estas pérdidas son inevitables. En la figura 9 podemos ver como a la rueda sólo llega un 30% de la energía. A continuación se describen cada una de ellas:

- Sistemas de refrigeración: El fluido refrigerante se encarga de mantener las piezas internas del motor a una temperatura adecuada para su funcionamiento. Un 15% de la energía extraída del combustible se pierde en forma de calor disipado a través del sistema de refrigeración.
- Gases de escape: Los gases que salen por el tubo de escape a temperaturas elevadas consumen un 30% de la energía del carburante.
- Pérdidas de energía de origen mecánico: Se deben al rozamiento interno de las diversas piezas de las que se compone el motor y al gasto generado por los sistemas auxiliares como las bombas de inyección de aceite y agua, y el alternador. El consumo de energía es aproximadamente el 15% de la energía generada. La energía perdida a través de los rozamientos mecánicos se disipa finalmente a través del radiador de aceite o del mismo radiador del refrigerante del motor.

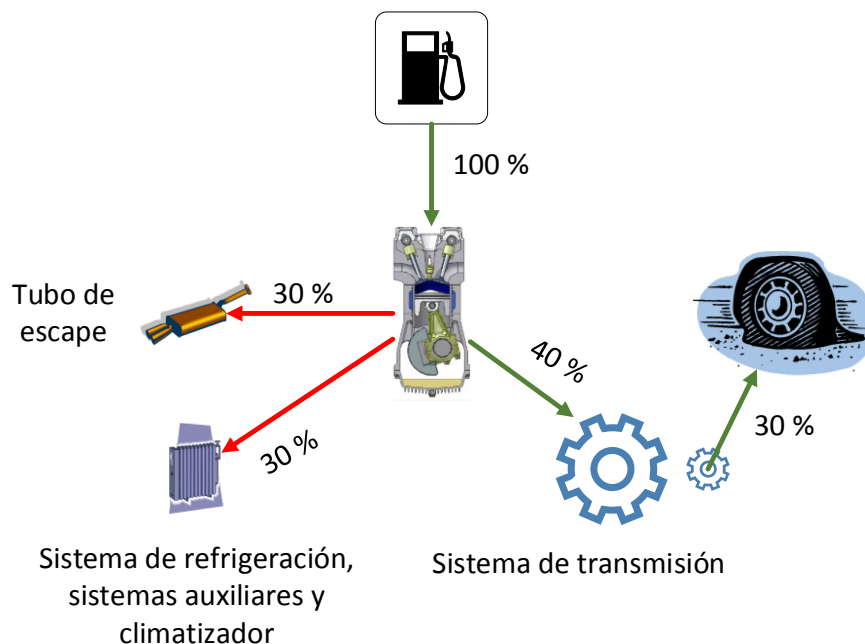


Figura 9. Pérdidas de energía.

2.6.1 Fuerzas de resistencia al movimiento del vehículo

Los vehículos necesitan fuerza de tracción para acelerar o mantener una velocidad constante. La fuerza de tracción vence un conjunto de fuerzas que contrarrestan el avance y la aceleración del vehículo. Las fuerzas que se oponen al movimiento son:

Fuerza de resistencia al avance por rodadura: Al rodar un neumático por una superficie dura se deforma. Esto provoca una fuerza que se opone al movimiento y se denomina resistencia a la rodadura. Esta fuerza de resistencia es proporcional a la masa del vehículo y se ve influido por el tipo y número de neumáticos. Esta fuerza aumenta considerablemente cuando el neumático está desinflado.

$$F_r = \mu \times P \quad (3)$$

donde:

- μ es el coeficiente de rodadura
- P es el peso del vehículo (Kg)

El coeficiente de rodadura (μ) depende de un gran número de parámetros: el tipo de superficie, el radio del neumático, el peso, la presión del neumático, la temperatura del asfalto y la velocidad. Sin embargo, se puede estimar el coeficiente de rodadura empleando un menor número de variables mediante la ecuación propuesta por la SAE [100]:

$$\mu = \frac{k}{100} \left[5.1 + \frac{5.5+9p}{pn} + \frac{8.5+3p}{pn} * \left(\frac{v}{100} \right)^2 \right] \quad (4)$$

donde:

- k es un coeficiente que depende del tipo de neumático (0.8 en los neumáticos de tipo radial y 1 en los neumáticos de tipo diagonal),
- p es el peso por rueda (toneladas)
- pn es la presión del neumático (Kg/cm²)
- v es la velocidad del vehículo (Km/h)

Fuerza de resistencia al avance por pendiente: La fuerza de la gravedad tiende a evitar que cualquier cuerpo ascienda. Por lo tanto, cuando queremos subir una pendiente tenemos que vencer esta fuerza que depende de la masa del vehículo y de la inclinación de la pendiente. En el caso de que queramos descender, esta fuerza favorece el movimiento, acelerando el vehículo. Se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$F_p = P \times g \times \sin \alpha \quad (5)$$

donde:

- P es el peso del vehículo
- α es el ángulo de la pendiente
- g constante gravitatoria

Fuerza de resistencia al avance por aerodinámica: Cuando el vehículo avanza debe desplazar el aire que tiene delante. Cuanto mayor es la velocidad, más potencia es necesaria para realizar dicho trabajo. La resistencia aerodinámica se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$F_a = \frac{1}{2} \times p \times C_x \times A_f \times V^2 \quad (6)$$

donde:

- p es la densidad del aire (kg/m³)
- C_x es el coeficiente aerodinámico
- A_f es el área frontal del vehículo (m²)
- V es la velocidad del vehículo (Km/h).

Fuerza de resistencia por aceleración: Cuando se acelera es necesario hacer frente a una fuerza que es proporcional a la masa del vehículo por la aceleración a la que se somete. Por tanto, en un proceso de aceleración, cuanto mayor sea la aceleración pretendida o cuanto mayor sea la masa del vehículo, mayor tendrá que ser la fuerza de tracción en rueda.

$$F_{ac} = a \times P \quad (7)$$

donde:

- a es la aceleración (m/s^2)
- P es el peso del vehículo (kg)

2.6.2 Parámetros externos al vehículo

Hay un conjunto de factores que son independientes al comportamiento del conductor y que influyen de forma muy significativa en el consumo. A continuación se describen:

- Tipo de carretera: El consumo de combustible en un entorno urbano es siempre mayor que en autovía. En carretera urbana hay numerosos semáforos y señales de tráfico que obligan al usuario a aumentar la frecuencia de las aceleraciones y desaceleraciones. Además, la velocidad suele ser reducida y se circula con marchas cortas que demandan más potencia. En este caso el motor no se encuentra en su región óptima de funcionamiento. En este tipo de vías, los vehículos se encuentran detenidos durante un mayor porcentaje de tiempo con el motor encendido. Por lo tanto, el vehículo sigue consumiendo combustible, pero no avanza. En este escenario, los fabricantes están introduciendo sistemas start-stop que apagan el motor automáticamente cuando detectan que el vehículo se encuentra detenido. Los vehículos que tienen este sistema se encuentran optimizados para que el aumento en número de veces que se enciende y se apaga el motor no tenga un efecto negativo en su longevidad.
- Orografía del terreno: La pendiente del terreno puede favorecer o dificultar el movimiento del vehículo. Cuando la pendiente es ascendente, el vehículo tiene que vencer una resistencia debido a la fuerza de la gravedad que es proporcional a la inclinación de la pendiente y al peso del vehículo. En el caso contrario, la fuerza de gravedad facilita el movimiento del vehículo. No obstante, tenemos que tener en cuenta que descender una pendiente con el embrague desacoplado es peligroso para la seguridad ya que el motor no ejerce de resistencia. Además, cuando el vehículo se encuentra en punto “muerto” sigue consumiendo combustible para mantener el motor encendido. En [33] se presentó un modelo de control que emplea información sobre la orografía para determinar qué acciones debe realizar el conductor. Los resultados mostraron un ahorro de hasta un 10% respecto a otros modelos que no emplea la información sobre la pendiente.
- Condiciones meteorológicas: Los factores meteorológicos afectan al consumo de forma directa y por la modificación en el comportamiento del conductor. El consumo de combustible aumenta cuando la temperatura es baja por su influencia en la resistencia aerodinámica y de rodamiento. Además, se produce un aumento en las pérdidas de energía en el sistema de transmisión al incrementarse la fricción de los componentes. El viento también tiene un efecto muy negativo en el consumo que puede verse incrementado hasta en un 18% cuando el viento sopla a 36 Km/h en dirección contraria. Otro efecto indirecto en el consumo de la temperatura es el que se produce debido al sistema de climatización. En las pruebas

realizadas hemos constatado un incremento de hasta 1 L/100 Km cuando se utiliza el aire acondicionado. La lluvia produce un aumento en la frecuencia de las aceleraciones de baja intensidad debido a que el conductor tiene que hacer correcciones en la velocidad para evitar perder el control del vehículo. En estas condiciones la adherencia a la carretera es baja. En las pruebas realizadas bajo lluvia, el porcentaje de aceleraciones se incrementaba hasta un 50% respecto a cuando las condiciones atmosféricas eran normales. El consumo de combustible puede aumentar entre 1 l/100 Km o incluso 1.5 l/100 Km dependiendo de la intensidad de la lluvia.

- **Densidad del tráfico:** El consumo de combustible y la duración del trayecto aumentan de forma importante cuando el tráfico es denso. Bajo estas circunstancias, la cantidad de energía generada que se desperdicia es grande con independencia del perfil del usuario. No obstante, los conductores con perfil eficiente siguen gastando menos combustible que los usuarios con perfil agresivo o normal. En [101] se demuestra que empleando sistemas de adaptación de velocidad y control del pedal acelerador se puede reducir el efecto de las congestiones de tráfico hasta un 20%.

El efecto de los factores externos en la conducción se muestra en la figura 10. Los test fueron realizados en todos los escenarios por el mismo conductor y vehículo (Citroën Xsara Picasso 1.6 HDI). La ruta también fue igual en los cuatro casos. La figura captura el número de aceleraciones agrupadas por su intensidad en cada uno de los casos analizados. Por ejemplo, en la primera fila del gráfico indica que sólo ocurren aceleraciones superiores a 2.5 m/s^2 en el caso con lluvia (color rojo). La segunda fila muestra el número de aceleraciones, con intensidad comprendida entre 1.5 m/s^2 y 2.5 m/s^2 , que se producen en cada uno de los casos analizados. El resto de filas se corresponden con otros intervalos de aceleraciones considerados. Los resultados muestran que en el caso A (tráfico denso), el número de desaceleraciones en el rango -1.5 m/s^2 a -0.5 m/s^2 es mayor que en el caso D (las condiciones de la carretera son normales). La intensidad de las aceleraciones (positivas y negativas) no es muy alta porque el conductor no puede circular a altas velocidades. Sin embargo, el número de aceleraciones y desaceleraciones de baja intensidad se incrementa de forma drástica en comparación con el caso D (condiciones normales) debido a que el conductor se ve obligado a parar y reanudar la marcha continuamente.

En el test B, lluvia en todo el trayecto, se producen muchas desaceleraciones de baja intensidad (intervalo $[-0.5 \text{ m/s}^2, 0]$). El conductor se ve obligado a reducir la velocidad constantemente debido a la pobre adherencia de la carretera. En el test C, el número de aceleraciones en el rango $[-1.5, -0.5]$, $[0.5, 1.5]$ y $[1.5, 2.5]$ es mayor que en el resto de los casos porque el accidente obliga a que los vehículos tengan que disminuir la velocidad hasta superar el lugar donde se encuentra este. Una vez que los conductores abandonan el lugar del accidente, instintivamente aumentan la velocidad para recuperar el tiempo perdido. La velocidad que adquieren no es la adecuada por lo que se ven obligados a frenar.

Finalmente, en el caso D (no hay ningún tipo de incidencia), el número de aceleraciones (positivas y negativas) se reducen de forma significativa. Comparando el número total de aceleraciones del caso A con el D, las aceleraciones se redujeron un 15.5 %. En el caso B un 63.09% y en el caso C un 26.62%.

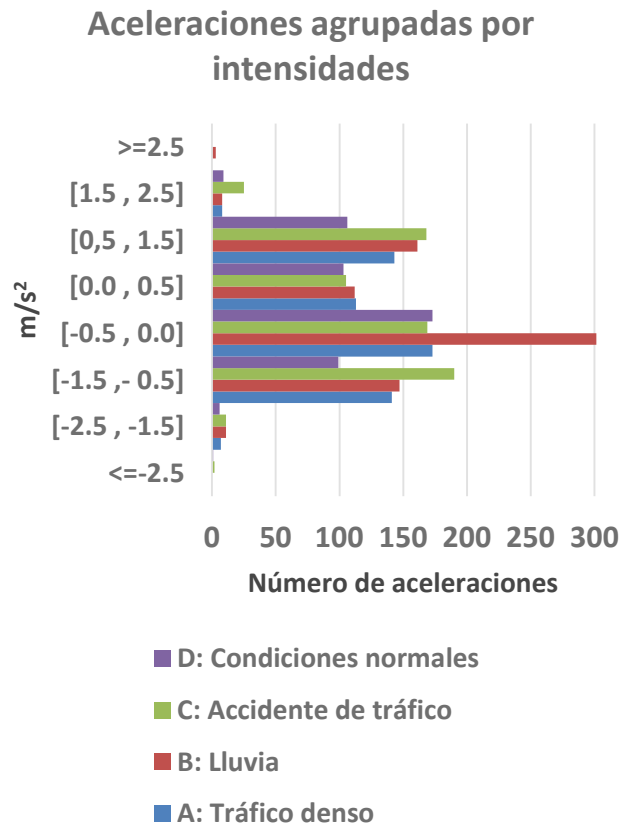


Figura 10. Número de aceleraciones agrupadas por intensidades en diferentes escenarios.

La figura 11 captura la velocidad instantánea obtenida en los tests A. B. C y D. En el caso D (condiciones normales) observamos que no se producen tantas aceleraciones seguidas de desaceleraciones en las que el usuario emplea el pedal freno. Esto tiene un efecto directo en el consumo de combustible ya que la energía demandada al acelerar no se desperdicia al frenar. Cuando el conductor emplea el pedal freno, la energía generada por el motor se pierde en forma de calor en los frenos. Sin embargo, cuando frenamos con el “freno motor”, la energía producida se emplea para desplazar el vehículo hasta el punto donde se detiene. El “freno motor” consiste en dejar de pisar el acelerador, En ese momento se invierte el funcionamiento del vehículo y las ruedas son las que hacen girar al motor. Dependiendo de la marcha que se lleve seleccionada, el motor retendrá más o menos el vehículo. En el caso de que la marcha no se encuentre engranada, el consumo de combustible no es cero ya que la unidad de control inyecta energía para evitar que el motor se detenga. Por lo tanto, el conductor debe evitar circular en punto muerto para reducir el consumo de combustible. Además, circular sin marcha engranada puede provocar que el conductor pierda el control del vehículo.

En el caso C (accidente de tráfico en el tramo 2) se producen numerosas variaciones en la velocidad, provocando un aumento en la demanda de energía respecto al caso D. Además, una vez que el conductor pasa el lugar del accidente aumentan la velocidad para recuperar el tiempo que se encontró detenido. Este aumento de la velocidad implica un aumento en la frecuencia de las aceleraciones (positivas y negativas) porque el conductor no conduce a una velocidad adecuada al tipo y estado de la carretera. Al mismo tiempo, cuando el vehículo circula a alta velocidad, el consumo de combustible aumenta debido a la fuerza de resistencia aerodinámica. Esta fuerza se incrementa de forma cuadrática en función de la velocidad. No obstante, en los vehículos más

modernos se ha mejorado la aerodinámica por lo que el efecto en el consumo de energía es menor que en los vehículos antiguos. Por otra parte, podemos observar que en esta situación (accidente de tráfico en uno de los trayectos que componen la ruta) la duración del trayecto se incrementó drásticamente respecto al resto de casos.

Los casos A y B presentan un perfil de velocidad muy parecido tanto en forma como duración. Estos dos casos están muy relacionados porque cuando llueve los conductores reducen la velocidad por seguridad y se producen atascos. El impacto en el tráfico de las condiciones meteorológicas depende de la intensidad con la que llueva o nieve, la temperatura y el tipo de carretera. En el caso analizado la lluvia era moderada por lo que la densidad de tráfico no era tan grande como en el caso A y el consumo de combustible fue menor. En el caso B (lluvia moderada) el consumo fue de 6.16 L/100 Km frente a los 6.28 L/100 Km del caso A (tráfico denso).

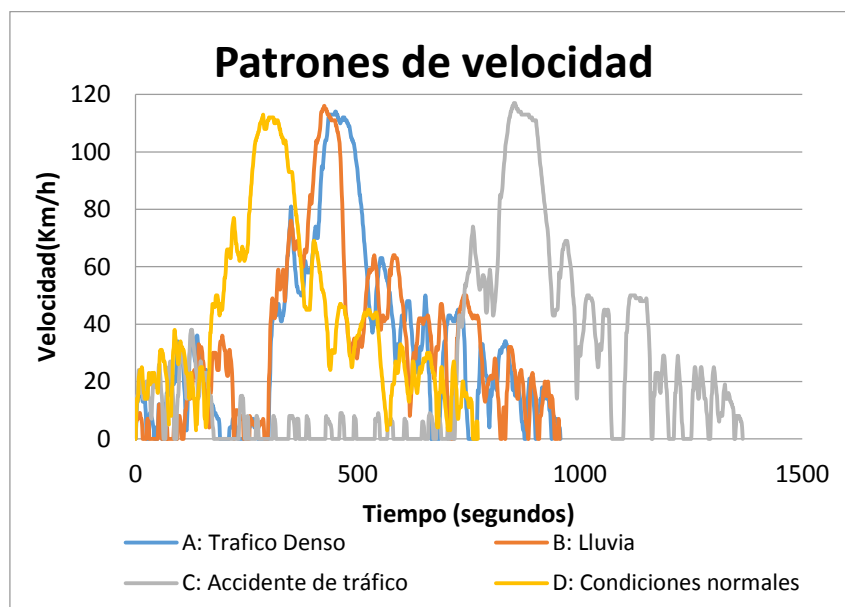


Figura 11. Patrones de velocidad obtenidas bajo diferentes condiciones en la misma ruta.

2.7 Buses de comunicación en los vehículos

El uso masivo de sistemas electrónicos de control y regulación en los vehículos requiere una red de comunicación entre los sensores y las unidades de control. Los buses presentes en los vehículos permiten el intercambio de información entre los diferentes sistemas reduciendo la cantidad de sensores necesarios [102]. Las redes de comunicación, desarrolladas especialmente para vehículos, pueden dividirse en dos categorías:

- Redes punto a punto: El número de sensores y unidades de control de los vehículos actuales hace que sea demasiado complejo.
- Redes multiplexadas: Reducen considerablemente el cableado y mejoran el aprovechamiento de los sistemas. Las exigencias de contar cada vez con una mayor cantidad de sensores hace imprescindible el uso de redes multiplexadas. Ejemplos de redes de comunicación multiplexadas son: CAN, LIN, FlexRay, MOST y Bluetooth.

2.7.1 CAN

Este protocolo fue uno de los primeros diseñados específicamente para vehículos, y por tanto, uno de los más utilizados. Fue desarrollado por BOSCH, se basa en el modelo productor/consumidor y está orientado a mensajes. Este protocolo posibilita la comunicación entre múltiples unidades de control (ECUs) ya que cada mensaje tiene un identificador único dentro de la red. Este identificador permite que los nodos puedan saber a quién va dirigido cada mensaje. Además admite asignar prioridad a los mensajes. Existen dos tipos de redes CAN:

- Red de baja velocidad tolerante a fallos (menor o igual a 125 Kbps), bajo el estándar ISO 11519-2/ISO 11898-3, dedicada a la comunicación de los dispositivos electrónicos internos de un automóvil como: control de puertas, techo corredizo, luces y asientos.
- Red de alta velocidad (hasta 1 Mbps), bajo el estándar ISO 11898-2, destinada para enviar datos relacionados con el motor e interconectar las unidades de control electrónico (ECU).

2.7.2 LIN

LIN es un protocolo de comunicación serie de bajo costo. Su finalidad es complementar la red CAN Bus dando lugar a redes jerárquicas dentro de los vehículos. El bus LIN conecta actuadores o sensores con las correspondientes unidades de control. Las órdenes se transmiten siempre en una sola dirección, desde la denominada unidad de control maestra al sensor o actuador conectados en sentido descendente, el “esclavo”.

2.7.3 MOST

MOST es un estándar que se destina a la interconexión de componentes multimedia en los vehículos. Fue creado en 1997, y su diferenciación principal con respecto a otros estándares de comunicación en automóviles es que emplea fibra óptica. Esta característica permite un tráfico de datos superior respecto al resto de buses del automóvil, pero conlleva un encarecimiento en el coste.

El desarrollo del estándar MOST lo lleva a cabo la MOST Cooperation, un organismo de estándares industriales formado por fabricantes de automóviles (incluyendo BMW, Ford, DaimlerChrysler y General Motors), proveedores directos de componentes electrónicos (incluyendo a Infineon Technologies, Yazaki, Delphi E&S (antiguamente Delco), Denso (participada por Toyota), Bosch y Hamamatsu2) y fabricantes de audio-video (incluyendo Sony, Philips, Linn Products y Motorola).

Características:

- Los dispositivos pueden ser sencillos y baratos ya que no necesitan búferes ni realizar conversiones.
- Topología en anillo.
- Puede incluir hasta 64 nodos.
- Soporta plug and play por lo que facilita la adición o extracción de dispositivos de la red.
- Alcanza una velocidad máxima de transferencia de 21 Mbps. Por lo tanto es adecuado para la transmisión de contenido multimedia.
- Para la comunicación emplea fibra óptica lo que supone un menor peso y ahorro de cables. Además es inmune a ruido electromagnético por lo que presenta una alta seguridad contra fallos e interferencias.

- Transmite mensajes direccionados hacia un destinatario específico.

2.7.4 FLEXRay

Este protocolo de comunicación [103] permite realizar transmisiones a alta velocidad sobre par trenzado. Es más moderno que CAN y MOST. Recientemente se ha incorporado en varios vehículos de gama alta de BMW y AUDI. El principal problema es que la longitud de la red no debe ser muy grande para que no se produzcan problemas en la comunicación. Actualmente se está estudiando su sustitución por redes Ethernet en aquellos sistemas que no sean críticos para la seguridad.

Características principales:

- El comportamiento de la red es determinista y la latencia máxima del mensaje se encuentra garantizada
- Sistema tolerante a fallos
- Acceso al bus libre de colisiones
- Se encuentra orientado a mensajes direccionados a través de identificadores
- Sistema escalable y redundante que permite emplear dos canales de comunicación
- Tasa de transmisión de 10 Mbps (20 Mbps si se usan los dos canales sin redundancia)

2.7.5 Comparación de los buses de comunicación

En la tabla 5 se comparan los buses empleados en los vehículos. Se puede observar que no son excluyentes. Cada uno está diseñado para un propósito distinto.

	CAN	LIN	Most	FlexRay
Topología	Bus	Bus	Anillo	Bus, Estrella y Híbrida
Número máximo de nodos conectados	Depende del retardo del bus	Depende del retardo del bus	64	Bus: 22 Estrella: 64
Canal Físico	Par trenzado	Par trenzado	Fibra óptica	Par trenzado
Coste	Medio	Bajo	Alto	Medio
Fiabilidad	Alta	Alta	Muy Alta	Alta
Velocidad de transferencia máxima	1 Mbps	40 Kbps	21 Mbps	20 Mbps
Tiempo de latencia garantizado	No	Sí	Sí	Sí
Uso	Control automóvil	Control automóvil	Multi media	Control automóvil

Tabla 5. Comparación de los buses de comunicación de los vehículos

2.8 Puerto de diagnóstico del vehículo: OBD

En los vehículos modernos, los datos que obtienen los sensores del vehículo son enviados a las unidades de control (ECUs) a través de buses como: CAN, MOST, LIN y FlexRay. Estos datos pueden ser monitorizados mediante el puerto de diagnóstico (OBD). Este puerto fue propuesto en 1984 para evaluar la emisión de gases contaminantes. En 1988 se creó una versión mejorada que se denominó OBDII. Esta nueva versión del puerto OBD [56] puede monitorizar más variables, y además, estandariza el tipo de conector (SAE J1962), el número de pines, los protocolos de señalización eléctrica y el formato de los mensajes. A diferencia de OBDI, no requiere alimentación externa. El objetivo de OBDI era únicamente evaluar la emisión de los gases. Sin embargo, OBDII también pretende que a partir de los datos se pueda hacer un diagnóstico en profundidad sobre el funcionamiento del vehículo.

La versión europea del puerto OBDII se conoce con el nombre de EOBD. El conector y los protocolos de señalización eléctrica son los mismos. En Europa es obligatorio que todos los vehículos de pasajeros de categoría M1 (no más de 8 asientos y peso máximo de 2500 Kg) incluyan este puerto desde el año 2001 en el caso de vehículos de gasolina y 2003 en los vehículos diésel. Por otra parte, a partir del año 2002, fue obligatorio que los vehículos de pasajeros con un peso superior a 2500 kg y los vehículos comerciales ligeros incluyesen este puerto en el caso de usar gasolina (2003 en el caso de ser diésel).

2.8.1 Obtención de la telemetría de un vehículo

Para obtener la telemetría del vehículo se conecta un dispositivo conversor de OBDII a Bluetooth [104]. Este dispositivo se comunica con un móvil Android. Cuando se desea obtener el valor de una variable, el móvil Android envía un mensaje que contiene un código denominado PID (On-board diagnostics Parameter IDs).

El código PID indica la variable que queremos monitorizar. El dispositivo conversor envía el mensaje a una dirección broadcast del bus del vehículo. Por ejemplo, si queremos obtener la velocidad del vehículo, el dispositivo móvil tiene que enviar al bus del vehículo el código "0D". Cuando una unidad de control (ECU), conectado al bus, reconoce el código genera un mensaje de respuesta. El mensaje de respuesta incluye el valor de la variable que se desea monitorizar y la dirección de la ECU para posteriormente poder establecer una conexión directa. El conversor recibe el mensaje y lo envía al móvil Android que se encarga de decodificarlo. En la figura 12 se muestra un esquema de este procedimiento.

El estándar SAE J/1979 define un conjunto de códigos de diagnóstico estándares y modos de funcionamiento del puerto OBD para los vehículos turismo. Además indica el procedimiento para decodificar cada una de las variables que se pueden monitorizar mediante este puerto. En la tabla 6 se muestran algunos de los códigos que define este estándar. Para los vehículos pesados se aplica el estándar SAE J/1939. La mayoría de los códigos de diagnóstico no son estándares. Los vehículos modernos proveen más datos que el estándar OBDII. Sin embargo, los códigos empleados por los fabricantes no son de dominio público para evitar que se desarrolle software de diagnóstico universal.

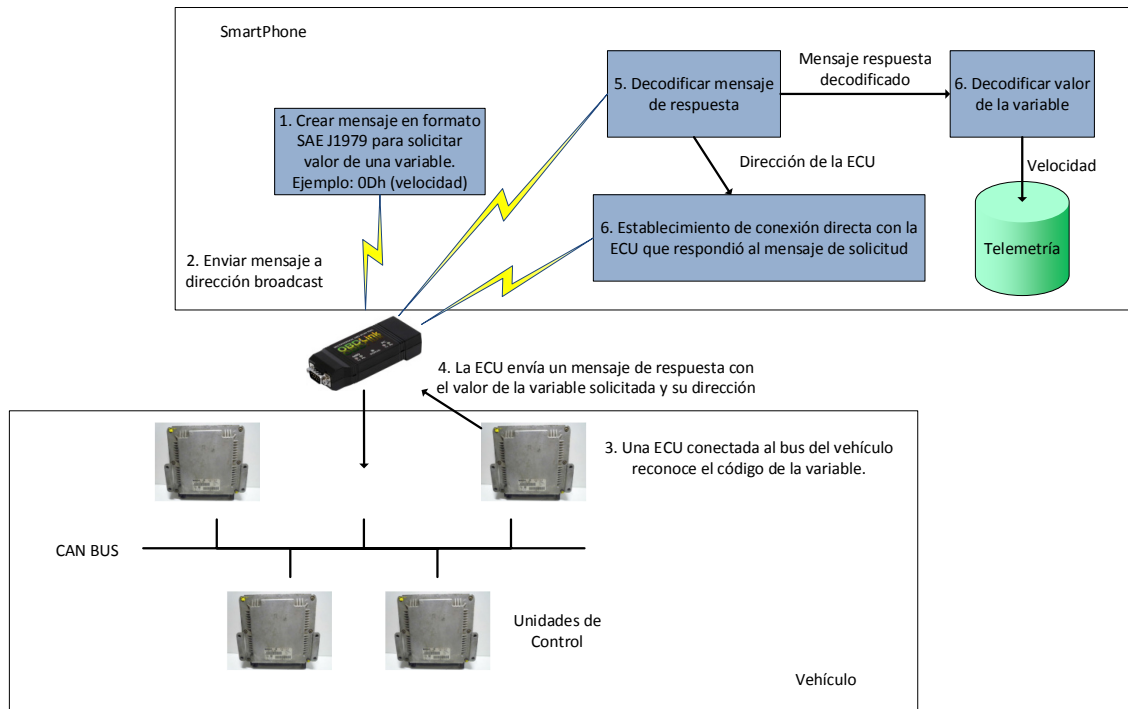


Figura 12. Obtención de la telemetría del vehículo a través del puerto de diagnóstico (OBD2)

PID (hex)	Bytes de la respuesta	Descripción	Valor mínimo	Valor máximo	Unidades	Formula
0C	2	RPM	0	16383.75	Rpm	$((A*256)+B)/4$
0D	1	Velocidad	0	255	Km/h	A
10	2	Flujo de masa de aire	0	655.35	Gramos/segundos	$((A*256)+B)/100$
11	1	Posición del acelerador	0	100	%	$(A*100)/255$

Tabla 6. Códigos PID definidos en el estándar SAE J/1979

2.8.2 Formato de los mensajes del protocolo CAN

Las herramientas de diagnóstico que se comunican con el bus del vehículo inician la consulta empleando una dirección de broadcast (7DFh) y aceptan respuestas en el rango 7E8h a 7EFh. El estándar permite una comunicación con hasta 8 unidades de control (ECUs) al mismo tiempo. Además, se puede establecer una comunicación directa con una ECU específica.

Consulta: La consulta (Figura 13) es enviada a la dirección 7DFh usando un formato de 8 bytes.

	Byte							
Tipo	0	1	2	3	4	5	6	7
SAE	Número de bytes adicionales	Modo	Código PID	No usado				
Fabricante	Número de bytes adicionales	Modo	Código PID		No usado			

Figura 13. Formato del mensaje de consulta del protocolo CAN

Respuesta: La dirección del mensaje de respuesta depende de la ECU que responda. Por ejemplo, la ECU del motor o la principal envía la respuesta a la dirección 7E8h. Otros módulos, como el controlador de la batería en el vehículo Toyota Prius [105] envía la respuesta a 7E9h. La figura 14 muestra el formato del mensaje de respuesta.

	Byte							
Tipo	0	1	2	3	4	5	6	7
SAE	Número de bytes adicionales	Modo	Código PID	Valor Byte 0	Valor Byte 1 (opcional)	Valor Byte 2 (opcional)	Valor Byte 3 (opcional)	
Fabricante	Número de bytes adicionales	Modo	Código PID		Valor Byte 0	Valor Byte 1 (opcional)	Valor Byte 2 (opcional)	Valor Byte 3 (opcional)
Fabricante	Número de bytes adicionales	7Fh: Solicitud no reconocida	Modo	31h				

Figura 14. Formato del mensaje de respuesta del protocolo CAN

Los dispositivos conversores de OBD a puerto serie pueden incluir dos tipos de controladores para realizar la conversión. Los dispositivos más antiguos o económicos incluyen un controlador ELM 327. Los nuevos dispositivos como OBDLink de Scantool [104], usado en las pruebas, incluyen el controlador STN1110. Este modelo es compatible totalmente con el controlador anterior (ELM 327), y además, ofrece un mejor rendimiento. En la tabla 7 podemos ver una comparación entre estos dos controladores.

	ELM 327	STN 1110
Microcontrolador	PIC18F2580	PIC24HJ128GP502
Arquitectura	8 bit	16 bit
Velocidad de procesamiento	4 MIPS	40 MIPS
ROM	32 KB	128 KB
RAM	1.5 KB	8 KB
Número de pines	28	28
Voltaje	4.5 a 5.5 V	3 a 3.6 V
Soporte de todos los protocolos OBD2	Sí	Sí
Conjunto de ordenes ELM 327	Sí	Sí
Ordenes avanzadas “ST”	No	Sí
Firmware actualizable	No	Sí
Memoria buffer para mensajes largos	No	Sí
Modo de consumo de baja energía	No	Sí
Velocidad puerto serie soportado	9600 bps a 500 kbps	38 bps a 10 Mbps
Filtro para mensajes OBD	Básico	Avanzado
Precio por cada 1000 unidades	24 \$	10 \$
Precio para volúmenes altos	19 \$	4.95 \$

Tabla 7. Comparación entre el controlador ELM 327 y STN 1110 empleados por los dispositivos de adquisición de datos.

2.9 Conclusiones y carencias de las propuestas sobre eco-driving

El eco-driving es un tema de investigación que ha adquirido una enorme importancia últimamente. En Google Trends podemos ver como su popularidad ha crecido desde el año 2007. Sin embargo, durante el análisis del estado del arte hemos encontrado numerosas carencias que podrían ser resueltas mediante el uso de nuevas tecnologías y técnicas como el Smartphone, la gamificación y la inteligencia artificial. A continuación se enumeran los inconvenientes del estado del arte que se tratarán de resolver en esta tesis doctoral:

- El número de soluciones que se han validado en entornos reales es muy pequeño. La mayoría de los trabajos se han probado usando simuladores o circuitos. Los resultados obtenidos podrían ser muy diferentes a los que se conseguirían en la realidad.
- Los mecanismos para motivar al usuario a conducir eficientemente deben ser sólidos y adaptarse al perfil del usuario. En las propuestas existentes se destaca la enorme importancia de emplear métodos para animar al usuario durante el proceso de aprendizaje, y una vez que ha finalizado este. En caso contrario, los investigadores han observado que vuelven a sus hábitos de conducción previos. En la literatura los autores proponen emplear información como el dinero ahorrado, el consumo de combustible o la cantidad de gases contaminantes emitidos. Estas soluciones emplean el mismo sistema de retroalimentación para

cualquier tipo de usuario, cuando existen evidencias de que debe variar dependiendo del perfil del conductor. Aplicar el mismo feedback para todos los conductores provoca que algunos pierdan el interés.

- Los consejos sobre conducción eficiente que emplean las propuestas son genéricos, y no tienen en cuenta el comportamiento previo del conductor ni las características del vehículo. Por ejemplo, una recomendación que suelen incluir estos asistentes es: No debe circular a velocidad elevada. El significado de “elevada” depende del perfil de usuario y de la aerodinámica del vehículo que conduzca. Si el conductor es agresivo y se le propone una velocidad demasiado baja, no hará caso al consejo.
- No existe un mecanismo para evaluar con exactitud y equidad la conducción desde el punto de vista de la eficiencia. La mayoría de los autores utilizan como métrica el consumo de combustible. Sin embargo, su valor depende de un gran número de parámetros que son ajenos al conductor como el tráfico, las condiciones del firme, la fase en la que se encuentren los semáforos, etc. Si comparamos a dos conductores, uno eficiente y el otro agresivo, y durante las pruebas el número de semáforos en rojo para el conductor eficiente es mayor que el del conductor agresivo, el usuario eficiente obtendrá peor consumo que el agresivo.
- El sector del transporte profesional es uno de los que más consume energía. Este tipo de usuarios cuentan con unas características muy particulares: suelen realizar el mismo trayecto de forma habitual y no pueden cambiar de ruta. Sin embargo, las propuestas que se emplean son las mismas que con otro tipo de usuarios más esporádicos.
- Los modelos de control propuestos requieren una gran cantidad de información que en la actualidad no está disponible, y requeriría el despliegue de redes vehiculares y la instalación de sensores en los vehículos. Los conductores son reacios a manipular sus vehículos.
- Los algoritmos de estimación del consumo de combustible que utilizan las propuestas para obtener la estrategia óptima de control requieren un gran número de parámetros que a priori son desconocidos.
- Minimizar las desaceleraciones es una estrategia que consigue reducir el consumo de combustible significativamente. En carretera urbana es donde más se producen este tipo de eventos debido a las señales de tráfico, que obligan al conductor a reducir la velocidad o detenerse. En la literatura encontramos propuestas para reducirlas, pero se basan en conocer la temporización de los semáforos. Esta información no suele estar disponible.
- En los últimos años ha aumentado el interés por los métodos para reducir el consumo de combustible. Anteriormente, el precio del vehículo y la potencia eran los factores determinantes en la compra de un vehículo. Sin embargo, debido al incremento en el precio del combustible, la potencia ha perdido importancia a favor del consumo. Los conductores elijen como vehículos aquellos que consumen poco y su precio es bajo. Lo mismo ocurre con los asistentes de conducción eficiente. Los usuarios tienen interés en utilizarlos, pero no se encuentran dispuestos a pagar mucho dinero por ellos. Un gran número de soluciones de la literatura requieren realizar instalaciones costosas en los vehículos y en la carretera.

Capítulo 3. Algoritmos de inteligencia artificial analizados

En este capítulo se describen los algoritmos de inteligencia artificial que emplea el asistente de conducción eficiente para extraer recomendaciones a partir de los datos obtenidos de diversas fuentes: sensores automóvil, sensores del móvil, cámara y servicios web.

3.1 Naïve Bayes

El algoritmo Naïve Bayes [106] es un clasificador probabilístico que se basa en el teorema de Bayes suponiendo una independencia entre las variables. Esta independencia es la que le da el nombre de “naïve”. Por ejemplo, un ordenador está constituido por CPU, GPU, RAM y disco duro. Un clasificador Naïve Bayes considera que cada una de estas características contribuye de manera autónoma a que se esté describiendo un ordenador, independientemente de la presencia o ausencia de otras características. Esta suposición hace que este algoritmo tenga un gran rendimiento, incluso cuando el número de instancias es muy grande.

El modelo de probabilidad para un clasificador bayesiano es:

$$p(C|F_1, \dots, F_n) \quad (8)$$

Usando el teorema de Bayes el modelo anterior se puede reescribir como:

$$p(C|F_1, \dots, F_n) = \frac{p(C)p(F_1, \dots, F_n|C)}{p(F_1, \dots, F_n)} \quad (9)$$

El denominador es un valor constante ya que no depende de C y los valores F_i son datos. Si aplicamos la definición de probabilidad condicional al numerador y aplicamos la independencia de las variables, la probabilidad se reescribe como:

$$p(C) \prod_{i=1}^n p(F_i|C) \quad (10)$$

Siguiendo este mecanismo se reduce la complejidad computacional. Además, este algoritmo es capaz de manejar con solvencia instancias incompletas y tolera ruido en los datos. Gracias a estas características se emplea mucho en medicina y en el ámbito de la búsqueda de textos.

3.2 Lógica difusa

La lógica difusa ha adquirido gran importancia en los últimos años gracias a su capacidad para modelar situaciones imprecisas, que son muy frecuentes en el mundo real. Ésta metodología nos permite obtener conclusiones a partir de una entrada vaga, imprecisa, ambigua, con ruido o incompleta. Una de las ventajas de esta técnica es su adecuación para imitar como una persona toma decisiones.

El concepto de lógica difusa [107] fue introducido por Lotfi Zadeh, profesor de la Universidad de California. Lotfi Zadeh no estaba de acuerdo en que sólo se permitiesen dos opciones, la pertenencia o no a un conjunto (teoría clásica de grupos). En 1965 presentó la lógica difusa como una forma de procesar la información permitiendo pertenencias parciales a unos conjuntos. Por ejemplo, un coche que circula a 70 km/h

puede pertenecer un 20% al conjunto de los vehículos que circulan a alta velocidad y un 80 % al conjunto de vehículos que circula a velocidad normal.

En los sistemas de lógica difusa, cada conjunto difuso se caracteriza por una función de pertenencia que asocia a cada elemento de entrada un grado de pertenencia al conjunto. Esta función es continua y puede tomar valores del intervalo entre 0 y 1. La transición entre los dos límites se realiza de forma gradual a diferencia de los conjuntos clásicos.

En este tipo de soluciones se suelen usar un conjunto de funciones (triangular, trapezoidal, gaussiana, etc.) por su simplicidad matemática, aunque se podría emplear cualquier otra. En la figura 15 se muestran algunas de las funciones de pertenencia más comunes junto con su expresión matemática.

Los sistemas de lógica difusa cuentan con los siguientes elementos: variables de entrada, variables de salida, funciones de pertenencia asociadas a las entradas, funciones de pertenencia asociadas a las salidas y reglas. Existen dos métodos de lógica difusa que son usados ampliamente: Mandani y Sugeno [108]. El método de Mandani es más intuitivo y parecido al procesamiento de la información que realizan los humanos. Sin embargo, el método de Sugeno es computacionalmente más eficiente. La principal diferencia entre estos dos métodos es la forma en la que se obtiene la salida y las reglas. La figura 16 muestra el modelo de lógica difusa.

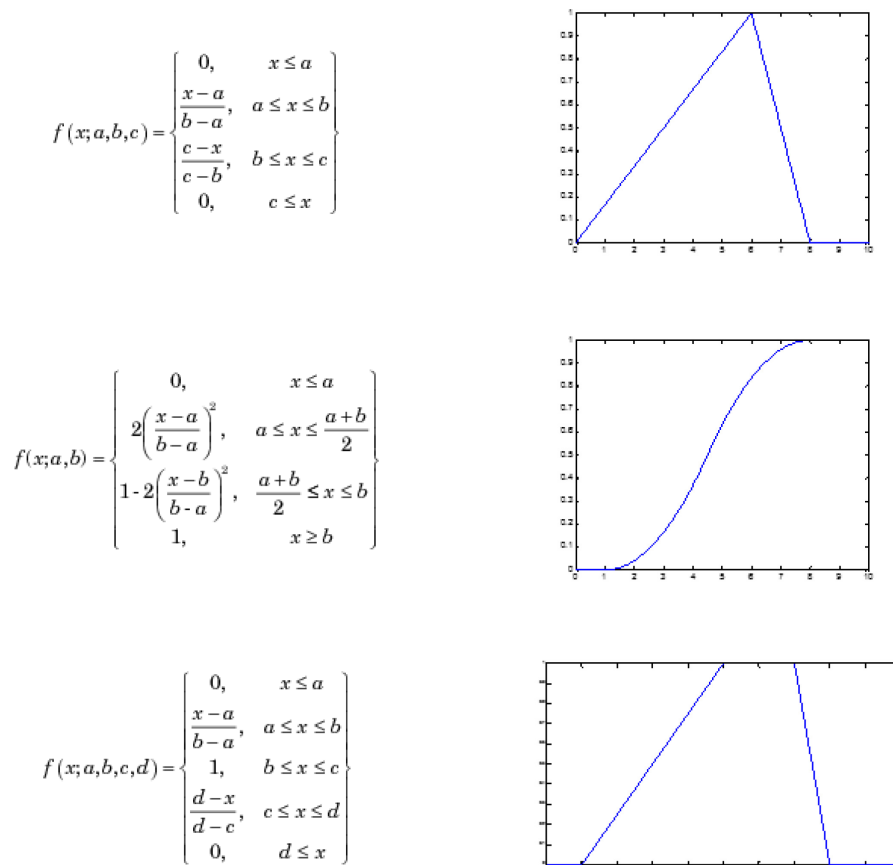


Figura 15. Funciones de pertenencia del sistema de lógica difusa.

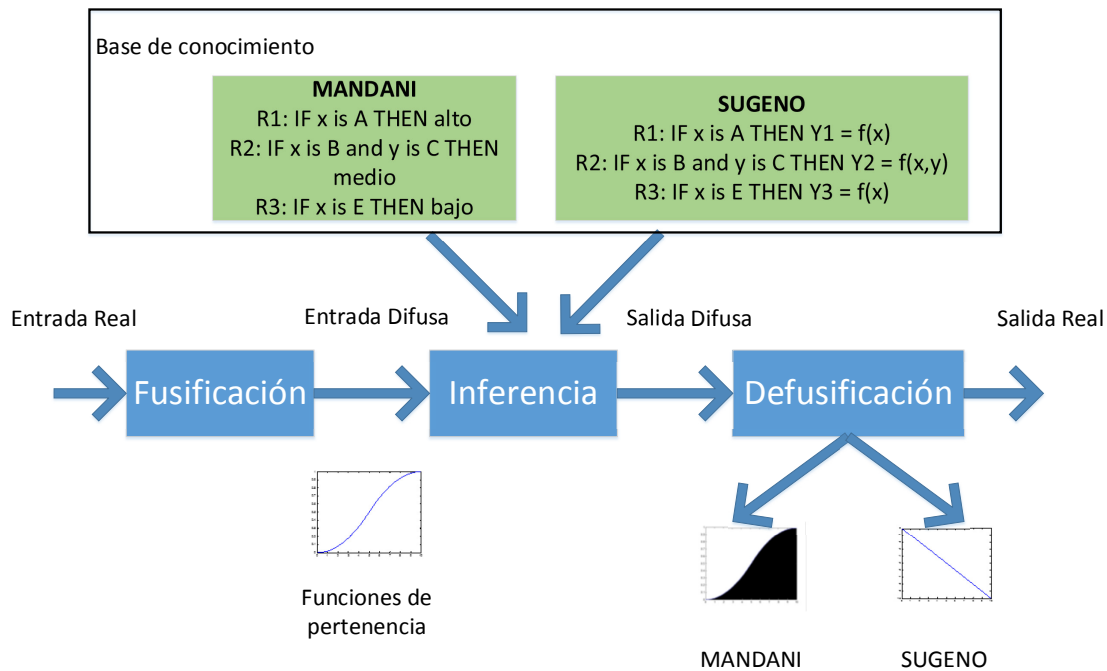


Figura 16. Modelo de lógica difusa

Fusificación

La entrada de un sistema difuso es normalmente un valor numérico, proveniente de un sensor, por ejemplo, la velocidad del vehículo. El valor numérico se debe convertir a valores difusos para poder ser procesados por el mecanismo de inferencia. Para realizar esta tarea se asignan grados de pertenencia a cada variable de entrada usando las funciones de pertenencia asociadas. Por lo tanto, los valores difusos son los niveles de pertenencia de los valores de entrada a los diferentes conjuntos difusos. Por ejemplo, para la velocidad se podrían definir tres conjuntos difusos: baja, normal y alta.

Inferencia

Los valores difusos, obtenidos durante la etapa de fusificación, deben ser procesados para generar una salida difusa. Para realizar esta tarea se emplean las reglas del sistema difuso. Estas reglas modelan el conocimiento sobre un dominio. Por ejemplo, en el caso del eco-driving, las reglas se podrían emplear para modelar el comportamiento de un conductor eficiente. El formato de las reglas es del tipo IF... THEN por lo que constan de dos partes: antecedentes y consecuentes. Además se pueden emplear operadores, como AND y OR, que nos permiten reducir el número de reglas y poder modelar situaciones más complejas. La figura 17 muestra una regla de tipo Mandani y la figura 18 una regla de tipo SUGENO. En el caso de que el número de reglas sea muy grande, la complejidad computacional crecerá. Por otra parte, si el número de reglas es muy pequeño, el modelo puede ser inconsistente.

IF aceleración IS brusca AND desaceleración IS brusca THEN conductor IS ineficiente

Figura 17. Regla de tipo Mandani.

IF aceleración IS brusca AND desaceleración IS brusca THEN conductor IS $f(x)$

Figura 18. Regla de tipo Sugeno.

Defusificación

En la mayoría de los casos la salida del sistema de inferencia no es una solución válida al ser un valor difuso. Por lo tanto, se debe convertir a un valor real. Existen diversos métodos para hacerlo dependiendo del tipo de sistema difuso. En el caso de Mandani se emplean medidas como el centro de gravedad o la media de los máximos. En los sistemas difusos tipo Sugeno se pueda usar el método conocido como la media de los pesos (11). La elección del método de defusificación depende del problema a resolver.

$$Z = \frac{\sum_{i=1}^n w_i z_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (11)$$

Donde w_i es el peso de la regla y z_i es la función de salida (lineal o constante) del sistema de inferencia.

3.3 Árboles de decisión: Algoritmos ID3 y C4.5

Un árbol de decisión es una estructura que se utiliza en el ámbito de la inteligencia artificial para clasificar un vector de entrada en una serie de clases predefinidas usando una serie de preguntas secuenciales. Cada una de estas preguntas hace referencia a una variable de entrada. Un árbol está constituido por:

- **Nodos:** Consisten en preguntas o test relativos al valor de un atributo.
- **Ramas:** Son las respuestas a las preguntas (nodos). Normalmente se corresponde con el número de posibles valores que puede tomar el atributo en cuestión.
- **Hojas:** Son las clases a las que pertenecen las instancias. En cada nodo hoja sólo puede haber instancias con un único valor de clase.

Por lo tanto para resolver un problema el objetivo será buscar el árbol más simple y predictivo posible. Sin embargo, esto es un problema cuya solución óptima no puede garantizarse (su complejidad es NP). Por ejemplo, para un problema cuyas muestras tengan “n” atributos booleanos existirán 2^n x n combinaciones posibles. Para resolver este problema han surgido algoritmos como ID3 y C4.5 (mejora del ID3) que son capaces de obtener una buena solución, aunque no sea la óptima, en un tiempo admisible. En la figura 19 podemos ver un ejemplo de árbol de decisión.

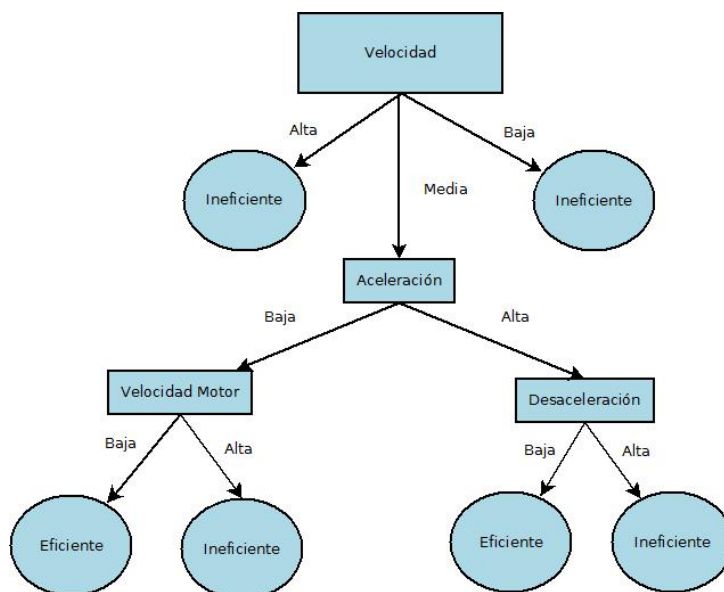


Figura 19. Árbol de decisión

3.3.1 Algoritmo ID3

Este algoritmo [109] se basa en elegir en cada nodo de decisión el atributo que tenga mayor capacidad de discriminación sobre los ejemplos asociados al nodo. Es decir, el atributo que minimiza la variación interna con respecto a los valores de clase. Para realizar esta tarea el algoritmo ID3 emplea un concepto de la teoría de la información denominado “entropía”. La entropía mide el grado de desorden o impureza de cada una de las particiones generadas. Se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$Entropía(E, A_i, v_j) = - \sum_{k=1}^C \frac{n_{ijk}}{n_{ij}} \log_2 \frac{n_{ijk}}{n_{ij}} \quad (12)$$

Donde $Entropía(E, A_i, v_j)$ es la entropía de los ejemplos E cuando el atributo A_i tiene el valor v_j , n_{ijk} es el número de ejemplos que tienen el valor v_j del atributo A_i y pertenecen a la clase c_k , n_{ij} es el número de ejemplos que tienen el valor v_j del atributo A_i , y C es el número de clases.

El algoritmo elige para cada nodo de decisión el atributo con mayor ganancia de información. Por lo tanto se calcula para cada atributo la información esperada si se eligiese como nodo de decisión. Es decir se calcula la reducción en la entropía al particionar los ejemplos empleando los valores del atributo. Para ello se realiza una suma ponderada de las entropías resultantes en cada una de las particiones generadas por el atributo tal y como se puede observar en la ecuación 13:

$$Ganacia(E, A_i) = Entropía(E) - \sum_{v_j \in Valores(A_i)} \frac{n_{ij}}{n} \times Entropía(E, A_i, v_j) \quad (13)$$

$Entropía(E)$ es una constante con respecto al atributo A_i por lo que se puede ignorar. Por lo tanto, el algoritmo elegirá como atributo el que minimice la siguiente ecuación:

$$Ganacia(E, A_i) = - \sum_{v_j \in Valores(A_i)} \frac{n_{ij}}{n} \times Entropía(E, A_i, v_j) \quad (14)$$

El algoritmo ID3 realiza una búsqueda Greedy para tratar de encontrar un árbol de decisión adecuado entre todos los posibles y sólo se considera una hipótesis a lo largo del proceso. Esto significa que este algoritmo crea un único árbol y no se reconsideran las decisiones en pasos sucesivos. Una vez que se ha asignado un atributo a un nodo no se puede cambiar por otro.

En cuanto al espacio en memoria que puede requerir este algoritmo, en el peor de los casos habrá un nodo hoja por cada ejemplo y el número de nodos intermedios será igual al tamaño de los ejemplos. Esto ocurre cuando se le pasan como entrada todos los posibles ejemplos, cada uno con una clase diferente. Este caso no se corresponde con un ejemplo real. Por el contrario, si todas las muestras pertenecen a la misma clase habrá un único nodo. El tiempo para generar el árbol de decisión crece linealmente con el número de muestras de entrenamiento y exponencialmente con el número de atributos.

Problemas del algoritmo ID3

Selección de atributos

Este algoritmo favorece la selección de atributos con muchos valores al emplear la medida “ganancia de información”. Por ejemplo, si tenemos un atributo Fecha existen muchas posibilidades de que sea elegido como raíz porque puede predecir perfectamente los ejemplos de entrenamiento. Sin embargo, el árbol no generalizaría para otros ejemplos. Existen diversas soluciones para resolver este problema como

construir un árbol binario o emplear otras medidas de selección de atributos (índice GINI, ratio de ganancia, etc.)

Sobreajuste

El algoritmo ID3 es útil en dominios no homogéneos (diferentes relaciones entre atributos en diferentes regiones del espacio del problema) y con muchos atributos. Este algoritmo permite construir un árbol de decisión a pesar de que falte información relevante. Sin embargo, también existe la posibilidad de que el algoritmo encuentre relaciones con poco sentido. Esto ocurre cuando hay muchas hipótesis o cuando los datos tienen ruido. El ruido en los datos puede deberse a:

- Valores de atributos erróneos
- Asignación de clase errónea
- Valores desconocidos

El sobreajuste se puede definir como: dado un espacio de hipótesis H , una hipótesis $h_1 \in H$ se dice que sobreajusta los datos de entrenamiento si existe otra hipótesis $h_2 \in H$, tal que el error de h_1 es menor que el de h_2 con los ejemplos de entrenamiento. Sin embargo, h_2 obtiene un error menor que h_1 en toda la distribución de muestras.

En presencia de ruido, el algoritmo ID3 construye árboles más grandes de lo necesario y que no clasifican bien. Para resolver este problema se propone aplicar técnicas de poda. Estos métodos se pueden clasificar en dos tipos: pre-poda y post-poda.

Pre-poda: Consiste en no terminar de separar los ejemplos según su clase en una determinada rama de un árbol. Para realizar esta tarea se puede utilizar un estimador estadístico como el propuesto por [109]. En este caso, un nodo no se expande cuando la diferencia que existe entre el número de muestras que pertenecen a las distintas clases no es significativa (según el estimador). Por ejemplo, si en un nodo hay 10000 ejemplos de la clase n_1 y 5 de la clase n_2 , el resultado del estimador será que no es significativa la diferencia y para de construir el árbol por esa rama. El problema de esta solución es que se puede parar la construcción del árbol antes de tiempo. Otra solución consiste en obtener la curva de error cada vez que se expande un nodo del árbol de decisión. Si después de haber expandido el nodo, el error que se produce es mayor que el error sin expandir se poda.

Post-poda: Existe dos formas de realizar este tipo de poda: usando el árbol generado o transformándolo en reglas. En el primer caso, una vez que se ha generado el árbol, se analiza recursivamente desde las hojas qué nodos se pueden eliminar sin que se incremente el error de clasificación. La segunda técnica consiste en generar reglas a partir del árbol de decisión. A continuación se van eliminando antecedentes de las reglas o reglas enteras que no incrementen el error de clasificación. A continuación se muestra el pseudocódigo para realizar la post-poda:

- Convertir el árbol en un conjunto de reglas R
- Error = error de clasificación de R
- Para cada regla r de R
 - nuevoError = error al eliminar antecedente i de r
 - Si nuevoError \leq Error entonces nuevoError = Error y eliminar de r el antecedente i
- Si no hay más antecedentes en r , borrar r de R

Por último, este algoritmo no soporta atributos con valores continuos ni muestras a las que le falten valores de atributos.

3.3.2 C4.5

El algoritmo C4.5 fue propuesto por Ross Quinlan [110] como una mejora de su algoritmo ID3. El árbol de decisión se construye de forma similar al algoritmo ID3, pero varía la medida empleada para la selección de atributos. En este caso se emplea el ratio de ganancia de información (15).

$$GananciaRatio = \frac{Ganancia(A_i)}{-\sum_{j=1}^{nv(A_i)} \frac{n_{ij}}{n} \log_2 \frac{n_{ij}}{n}} \quad (15)$$

donde $nv(A_i)$ es el número de ejemplos que tienen el valor j del atributo A_i , n_{ij} es el número de ejemplos que tienen el valor j del atributo A_i y n es el número total de ejemplos.

Además esta propuesta permite que los atributos tomen valores continuos e incluso que la muestra tenga algún atributo sin valor. Para tratar los atributos con valores continuos se crean atributos artificiales y se dividen los datos empleando un umbral. En el caso de muestras con atributos sin valor, el algoritmo c4.5 calcula la ganancia sin emplear los valores faltantes. Finalmente, el algoritmo previene el sobreajuste aplicando el método post-poda basado en la conversión del árbol en reglas explicado anteriormente. En esta tesis doctoral se utiliza J48 de Weka [111] que es una implementación open-source del algoritmo c4.5.

3.4 Máquinas de soporte vectorial (SVM)

SVM es una técnica de clasificación basada en la idea de minimización del riesgo estructural. Este algoritmo fue presentado en el año 1992 y ha adquirido gran fama al obtener en algunas ocasiones mejores resultados que las redes neuronales, que se basan en la minimización del riesgo empírico [112]. Se caracteriza por mapear los puntos de entrada a un espacio de características de una dimensión mayor cuando el problema no es linealmente separable. Una vez que se ha realizado esta operación el objetivo es encontrar un hiperplano que separe los puntos y maximice el margen entre las clases dentro del nuevo espacio.

La formulación matemática depende de la naturaleza de los datos. Hay una formulación para los casos lineales y otra para los no lineales, pero en ambos casos el objetivo es encontrar el hiperplano óptimo que separe las clases.

Si las muestras son linealmente separables, las SVM conforman hiperplanos que separan los datos de entrada en dos subgrupos que poseen una etiqueta propia. En este escenario existe sólo un hiperplano de separación óptimo. Este hiperplano es el que maximiza la distancia entre el valor de entrada más cercano y él. La idea es que la SVM permita la generalización. Las muestras sobre las cuales se apoya el margen máximo son los denominados vectores de soporte. En la figura 20 se puede ver un ejemplo de problema linealmente separable.

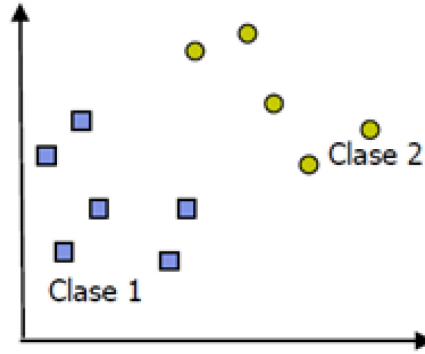


Figura 20. Problema linealmente separable.

Cuando las muestras no se pueden separar linealmente existen dos posibilidades:

- Los datos pueden ser separables con margen máximo en un espacio de características de mayor dimensionalidad
- No es posible encontrar una transformación de los datos que permita separarlos linealmente

SVM con margen máximo en el espacio de características

En muchos casos es posible que los datos puedan ser separados linealmente a través de una transformación a un espacio de mayor dimensión. Esta transformación se realiza mediante funciones kernel. En la figura 21 podemos ver una representación gráfica de esta transformación. Una función kernel es un producto interno en el espacio de características que tiene su equivalente en el espacio de entrada. Se pueden aplicar diferentes funciones, pero deben ser simétricas y cumplir las condiciones de Mercer [113]. Las más comunes son:

Lineal:

$$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j. \quad (16)$$

Polinomial:

$$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i \cdot x_j + r)^d, \quad \gamma > 0, r, d \in \mathbb{R}. \quad (17)$$

Función de Base Radial: (*Radial Basis Function, RBF*)

$$K(x_i, x_j) = c \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \quad \gamma > 0, c \in \mathbb{R} \quad (18)$$

Sigmoide:

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i \cdot x_j + r), \quad \gamma, r \in \mathbb{R} \quad (19)$$

El problema de optimización a resolver está definido por un modelo de programación cuadrático sujeto a restricciones. Este problema de optimización se puede resolver introduciendo los multiplicadores de Lagrange. De esta forma es posible representar el hiperplano como una combinación lineal de los propios datos y no en función de la base del espacio vectorial.

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \quad (20)$$

Restricciones:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i &= 0 \\ \alpha_i &\geq 0, 1 \leq i \leq N \end{aligned} \quad (21)$$

donde $K(x_i, x_j)$ es la función kernel.

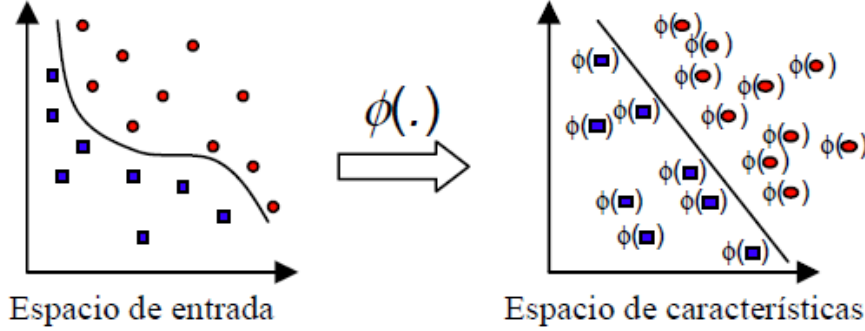


Figura 21. Transformación a espacio de “n” dimensión para convertir el problema en linealmente separable

SVM con margen blando

Estas máquinas de soporte vectorial tratan los casos donde existen datos de entrada erróneos, ruido o alto solapamiento en las clases de los datos de entrenamiento que provocan que el problema no se puede separar linealmente, incluso al cambiar de dimensión (figura 21). Estas SVM introducen una variable de error ξ para relajar las restricciones del caso lineal. Por lo tanto el problema de optimización consiste en minimizar la siguiente función:

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (22)$$

Restricciones:

$$\begin{aligned} y_i(wz_i + b) &\geq 1 - \xi_i \quad i = 1, \dots, l \\ \xi_i &\geq 0, \quad i = 1, \dots, l \end{aligned}$$

Esta ecuación incluye un término constante C que determina la holgura del margen. Este parámetro se debe fijar antes de ejecutar el algoritmo, y junto al kernel, influyen en el desempeño del algoritmo.

Siguiendo el mismo procedimiento que cuando los datos son linealmente separables se aplican los multiplicadores de Lagrange. La función que hay que maximizar es la misma que para el caso de margen máximo, pero cambia la restricción.

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \quad (23)$$

Restricciones:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i &= 0 \\ 0 \leq \alpha_i &\leq C, \quad 1 \leq i \leq N \end{aligned} \quad (24)$$

La principal ventaja de este algoritmo es que el espacio de búsqueda tiene sólo un mínimo local a diferencia de otros algoritmos como las redes neuronales. Además, es un algoritmo muy robusto y eficiente. Sin embargo, también tiene inconvenientes como el sobre entrenamiento o que la exactitud de la predicción dependa del ajuste del parámetro C y de la elección de la función kernel.

3.5 Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos [114] deben su nombre a su semejanza con la teoría de la evolución de Darwin. Este tipo de algoritmos emplea una población formada por multitud de individuos. Cada individuo representa una solución factible y tiene asignada una puntuación, que determina la probabilidad que tiene el individuo de ser seleccionado. Cuanto peor sea la adaptabilidad del individuo, menor será la probabilidad de que el individuo sea elegido. Para asignar la puntuación se emplea la función objetivo. Esta función es uno de los elementos más importantes de los algoritmos genéticos ya que va dirigir el espacio de búsqueda, y además, determina la complejidad del algoritmo. La clave de este algoritmo es que hace una búsqueda dirigida basada en la probabilidad bajo la condición de que siempre se guarde el mejor individuo de la población. A continuación se describe cada una de las etapas de este algoritmo:

Generación de la población inicial

Los individuos de la población inicial se pueden generar de forma aleatoria o empleando los resultados obtenidos por otros algoritmos previamente. En el segundo caso, la convergencia es más rápida pero puede provocar que la solución caiga rápidamente en un mínimo local. El tamaño de la población es otro parámetro de este tipo de algoritmos. Si la población es muy pequeña puede ocurrir que no se cubra adecuadamente el espacio de búsqueda, mientras que si es de gran tamaño puede acarrear problemas relacionados con el excesivo costo computacional.

Selección

La selección de los individuos depende de la función objetivo. Existen diversas estrategias para llevar a cabo esta tarea. Estos métodos se pueden clasificar en dinámicos y estáticos. En los métodos dinámicos la probabilidad de selección varía en cada generación a diferencia de los esquemas estáticos. La más simple consiste en seleccionar los individuos de forma proporcional a la función objetivo. El problema de esta solución es que puede provocar una convergencia rápida cuando la diferencia entre los individuos es muy grande. Para resolver este problema se pueden adoptar otro tipo de mecanismos de selección como la selección proporcional al rango de la función objetivo o el modelo de selección del valor esperado. Este último mecanismo consiste en introducir un contador cuyo valor inicial es la media de la función objetivo. El contador decrece cada vez que se escoge al individuo. En el caso de que el valor sea negativo, el individuo deja de poder ser elegido para formar parte de los padres. Otro esquema muy utilizado es la selección por torneo. Este método de selección consiste en

escoger “n” individuos de forma aleatoria. A continuación, se escogen los “t” mejores individuos de la población “n”. El proceso se repite hasta que el tamaño de la población es el deseado.

Mutación

Este operador modifica parcialmente un individuo, ampliando el espacio de búsqueda de la solución y evitando que la solución caiga en un mínimo local. Aunque el operador de selección se considera el responsable de la búsqueda de la solución, el operador de mutación va adquiriendo mayor importancia a medida que aumenta en número de generaciones. En la mayoría de las propuestas se asume que la probabilidad de cruce y de mutación permanecen constante. Sin embargo, en algunos trabajos [115] [116] se han obtenido mejores resultados modificando la probabilidad de mutación a medida que aumentaba el número de iteraciones.

Reducción

Este operador se encarga de generar la población nueva a partir de la generación anterior y los nuevos individuos obtenidos durante la etapa de mutación y cruce. La idea inicial del algoritmo fue que los hijos reemplazasen a los padres. Más tarde se propusieron soluciones que introducen una tasa de reemplazamiento generacional. En estas propuestas se produce un solapamiento controlado entre hijos y padres. La idea es que no se pierda material genético útil.

Ventajas e inconvenientes

Los algoritmos genéticos son un método robusto para resolver multitud de problemas. Sus principales ventajas consisten en que no necesitan tener conocimiento específico sobre el problema que intenta resolver y se pueden programar para aprovechar las arquitecturas paralelas al operar con varias soluciones de forma simultánea. A diferencia de otros algoritmos emplean operadores probabilísticos. Los inconvenientes que presentan son que pueden tardar mucho en converger y que la solución puede estancarse en un mínimo local. La velocidad de convergencia depende de multitud de factores como el tamaño de la población, el número de generaciones, los parámetros empleados para seleccionar y el factor de mutación. La complejidad computacional viene determinada por la función objetivo.

3.6 Algoritmos de clustering

El proceso de clustering consiste en dividir un conjunto de datos en grupos con características similares. Para medir la similaridad entre muestras se emplean medidas de distancia como: distancia euclídea, de Manhattan, de Mahalanobis, etc. Al agrupar las muestras se pierde detalle, pero simplifica el procesamiento de los mismos. Los algoritmos de clustering realizan un aprendizaje no-supervisado y se emplean principalmente para la recuperación de información.

En los últimos años se han propuesto numerosos algoritmos de clustering que pueden ser clasificados en:

- Métodos Jerárquicos
 - Algoritmos Aglomerativos
 - Algoritmos Divisivos
- Métodos de Particionado y Recolocación
 - Clustering Probabilístico
 - Método de los k-vecinos

- Métodos de las k-medias
- Algoritmos basados en densidad
 - Clustering de Conectividad
 - Clustering basado en funciones de densidad
- Métodos basados en Rejillas
- Métodos basados en la co-ocurrencia de datos categóricos
- Clustering basado en restricciones
- Algoritmos para datos de grandes dimensiones

A continuación se describen los algoritmos de clustering que se han analizado durante la realización de este trabajo de investigación. La implementación empleada ha sido la de Weka [111].

3.6.1 Algoritmo k-medias

Este algoritmo es uno de los más utilizados en aplicaciones científicas e industriales. Su nombre se debe a que cada cluster se representa por la media de sus puntos, es decir, por su centroide. Este algoritmo sólo se puede aplicar cuando los atributos son numéricos. Por el contrario, la representación mediante centroides tiene un significado gráfico y estadístico inmediato. La función de coste consiste en la suma de las discrepancias entre un punto y su centroide. El objetivo consiste en minimizar la varianza total de todos los clústeres. Esta propuesta consta de los siguientes pasos:

1. Se selecciona K objetos del conjunto de entrada. Estos K objetos serán los centroides iniciales de los k-grupos.
2. Se calculan las distancias de los objetos (datos) a cada uno de los centroides. Los datos se asignan a aquellos grupos cuya distancia es mínima con respecto a todos los centroides..
3. Se actualizan los centroides como el valor medio de todos los objetos asignados a ese grupo.
4. Se repite el paso 2 y 3 hasta que se satisface algún criterio de convergencia.

Los principales problemas de este algoritmo son:

- Se puede producir una convergencia a óptimos locales.
- Se tiene que indicar el número de grupos. Este parámetro de entrada afecta de forma muy significativa al resultado obtenido.
- El algoritmo tiende a producir grupos con tamaños parecidos.

3.6.2 Algoritmo COBWEB

Este algoritmo de clustering jerárquico fue diseñado especialmente para soportar atributos no numéricos. [117] introdujo el clustering conceptual. En este tipo de clustering una partición de datos es buena si cada clase tiene una buena interpretación conceptual, es decir, la agrupación de las muestras se realiza teniendo en cuenta que tengan atributos similares. COBWEB representa los clusters como una distribución de probabilidad sobre el espacio de los valores de los atributos, generando un árbol de clasificación jerárquico en el que los nodos intermedios definen subconceptos. El objetivo es obtener un conjunto de clases que maximice la utilidad de la categoría, que mide la calidad general de una partición de muestras en un segmento. La descripción probabilística se basa en dos conceptos:

- Predictibilidad: Probabilidad condicional de que un suceso tenga un cierto atributo dada la clase, $P(A_i=V_{ij}|C_k)$.
- Previsibilidad: Probabilidad condicional de que una muestra pertenezca a una clase, dado el valor de un atributo determinado, $P(C_k|A_i=V_{ij})$.

Estas dos medidas junto con el teorema de Bayes constituyen la función que evalúa la utilidad de la categoría

$$\frac{\sum_{k=1}^n P(C_k) [\sum_i \sum_j P(A_i=V_{ij}|C_k)^2 - \sum_i \sum_j P(A_i=V_{ij})^2]}{n} \quad (25)$$

En esta ecuación n es el número de clases y las sumas se extienden a todos los atributos A_i y sus valores V_{ij} en cada una de las n clases de. C_k La división por n sirve para incentivar tener clusters con más de un elemento.

El proceso de construcción del árbol jerárquico es incremental. Cuando se introduce un nuevo ejemplo puede ocurrir:

- Incorporación: Se añade un nuevo ejemplo a un nodo ya existente.
- Creación de una nueva disyunción: Crear una nueva clase. Sucede cuando el nuevo ejemplo es muy diferente a los ejemplos previos.
- Unión: Combinar dos clases en una sola. Ocurre cuando el ejemplo nuevo se encuentra entre dos clases existente.
- División: Dividir una clase existente en varias clases. Se realiza cuando el nodo ya tiene una distribución bimodal, y el nuevo ejemplo la acentúa aún más.

El principal inconveniente de este algoritmo es que asume que los atributos son independientes entre sí.

3.6.3 Algoritmo Esperanza-Maximización

Este algoritmo pertenece a la familia de algoritmos de clustering basados en el particionado y recolocación. Fue propuesto en 1977 por Arthur Dempster, Nan Laird y Donald Rubin de la Royal Statistical Society [118]. Este método ya había sido empleado anteriormente, pero los autores lo generalizaron y desarrollaron la teoría detrás de él.

Esta propuesta se basa en la suposición de que los datos siguen una mezcla de distribuciones. Por tanto, el objetivo es obtener los parámetros de dichas distribuciones. La función de densidad de probabilidad (26) se puede aproximar mediante una combinación lineal de n componente, donde n depende del número de grupos considerados. El número de clústeres se puede fijar de forma manual o mediante validación cruzada.

$$P(x) = \sum_{j=1}^n \varphi_j p(x, \theta_j) \quad (26)$$

donde φ_j es la probabilidad a priori de cada cluster y cuya suma debe ser 1, $p(x, \theta_j)$ es la función de densidad del cluster j y $P(x)$ es la función de distribución de probabilidad.

El ajuste de los parámetros se consigue empleando una medida de bondad que indica cómo encajan los datos en las distribuciones de probabilidad que los representa.

El algoritmo consta de los siguientes pasos:

1. Inicialización de los parámetros de n distribuciones: La inicialización se puede hacer de forma aleatoria o basándose en experiencias previas.

2. Esperanza: Emplea los parámetros iniciales o los obtenidos en la fase de maximización para calcular la función de densidad.
3. Maximización: Obtiene nuevos parámetros basándose en los resultados obtenidos en la fase de esperanza. Para realizar el ajuste de los parámetros es necesario alguna medida de bondad para averiguar si los datos encajan en las funciones de distribución que los representan. La medida empleada es la función conocida como log-likelihood. Por lo tanto se trata de estimar los parámetros de θ que maximicen la siguiente función:

$$L(\theta, \pi) = \log \prod_{n=1}^{NS} P(x_n) \quad (27)$$

Este algoritmo es ampliamente usado porque requiere poca memoria y es inmune al ruido cuando se cuenta con un número importante de muestras. En esta tesis doctoral es el que se utiliza porque los resultados obtenidos son mejores que los conseguidos con COWEB y K-Medias. Este resultado es similar al obtenido por [119]. No obstante, la elección del algoritmo de clustering debe hacerse en función del problema a resolver.

3.7 Redes Neuronales Multi-Capa

En [120], los autores realizaron un estudio sobre los tipos de problemas que se pueden resolver mediante el perceptrón. Los resultados demostraron que era incapaz de resolver un gran número de problemas de clasificación. Además, también concluyeron que una red perceptrón con varias capas y funciones de activación puede resolver una mayor cantidad de problemas. El problema que se encontraron es cómo generar un algoritmo de entrenamiento eficiente para redes con más de una capa.

Este inconveniente fue resuelto en [121]. Los autores presentaron un método para que una red del tipo perceptrón multicapa aprendiese de la asociación existente entre un conjunto de patrones de entrada y sus salidas basándose en “backpropagation” (propagación del error hacia atrás).

Esta solución es capaz de aproximar funciones no lineales a diferencia de otro tipo de algoritmo. Habitualmente, este algoritmo se emplea para resolver problemas de predicción y clasificación. Los problemas de predicción consisten en la estimación de una variable continua a partir de un conjunto de variables de entrada. Los problemas de clasificación consisten en la asignación de un individuo a un grupo a partir de un conjunto de variables de entrada.

El perceptrón multicapa consta de una capa de entrada, una capa de salida y una o más capas ocultas. Las conexiones entre neuronas siempre son hacia delante. La información se transmite desde la capa de entrada hacia la capa de salida. No hay conexiones laterales ni hacia atrás. Cada enlace entre neuronas tiene asignado un peso w_{ij} . En la figura 22 podemos ver la arquitectura de una red neuronal multicapa perceptrón.

El algoritmo consta de dos etapas:

- Etapa de funcionamiento: Se introduce un patrón de entrada en la red neuronal, y éste, se transmite por las capas de la red hasta obtener una salida.
- Etapa de aprendizaje: Se modifican los pesos de las conexiones para minimizar el error entre la salida obtenida y la salida deseada.

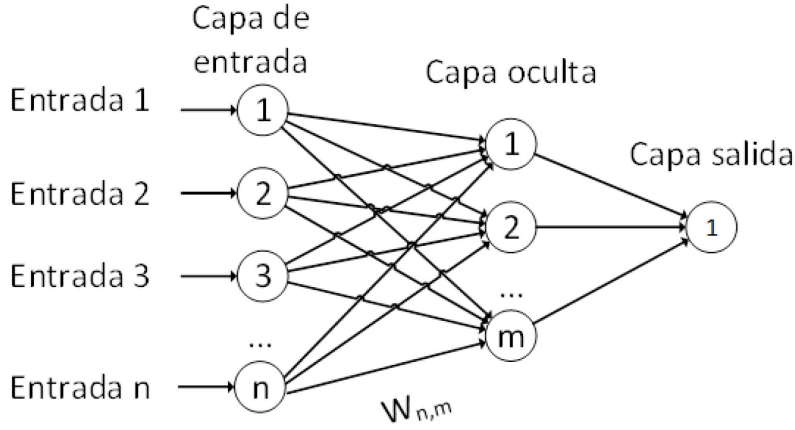


Figura 22. Arquitectura de una red multicapa perceptrón

Etapas de funcionamiento

Cada patrón de entrada $x_1^p, \dots, x_2^p, \dots, x_3^p$ se transmite hacia la capa oculta aplicando los pesos de los enlaces que conectan las neuronas, obteniendo la entrada para las neuronas de la capa oculta. La entrada que recibe una neurona oculta t es la siguiente:

$$e_t^p = \sum_{i=1}^N w_{it} x_i + \theta_t \quad (28)$$

donde w_{it} es el peso del enlace, x_i la variable de entrada y θ_t el umbral de la neurona.

El valor de salida de la neurona oculta t se obtiene aplicando una función no lineal a la entrada.

$$y_t^p = f(e_t^p) \quad (29)$$

La entrada que recibe una neurona de salida k es:

$$o_k^p = \sum_{t=1}^M w_{kt} y_t^p + \theta_k \quad (30)$$

Finalmente, el resultado de la neurona s de la capa de salida es:

$$y_s^p = f(o_k^p) \quad (31)$$

Etapas de aprendizaje

En esta etapa el objetivo es minimizar el error entre la salida obtenida y la salida deseada usando para ello un conjunto de muestras de entrenamiento. Por tanto, el aprendizaje es supervisado. La función de error que se va a minimizar para cada muestra p es la siguiente:

$$E^p = \sum_{s=1}^S (d_s^p - y_s^p)^2 \quad (32)$$

donde d_s^p es la salida deseada para la neurona de salida s ante la muestra de entrada p .

Para actualizar los pesos de las conexiones se emplea la técnica conocida como gradiente decreciente. El error se puede reducir ajustando cada peso según la siguiente ecuación:

$$-\sum_{p=1}^P \frac{\partial E^p}{\partial w_{ti}} \quad (33)$$

En la práctica se aplica la regla delta para modificar de forma iterativa los pesos y se añade una tasa de aprendizaje. Los pesos de las neuronas de salida se modifican mediante la fórmula:

$$wm_{kt}(n+1) = -\infty \frac{\partial E^p}{\partial w_{kt}} = \infty \sum_{p=1}^P \delta_k^p y_t^p \quad (34)$$

donde:

$$\delta_k^p = (d_k^p - y_k^p) f'(y_s^p) \quad (35)$$

Los pesos de las neuronas ocultas se calculan de la siguiente forma:

$$wm_{kt}(n+1) = \infty \sum_{p=1}^P \delta_t^p x_i^p \quad (36)$$

$$\delta_t^p = f(e_t^p) \sum_{k=1}^N \delta_k^p wm_{kt} \quad (37)$$

Este procedimiento puede ser muy lento para obtener la solución. [121] propuso añadir un factor momento que tiene en cuenta la dirección del incremento obtenida en la iteración anterior:

$$wm_{kt}(n+1) = -\infty \frac{\partial E^p}{\partial w_{kt}} = \infty \sum_{p=1}^P \delta_k^p y_t^p + \alpha wm(n) \quad (38)$$

Problemas del perceptrón multicapa

Este tipo de algoritmos presentan una serie de problemas:

- **Tamaño de la red:** Este algoritmo es capaz de aproximar cualquier función no continua, siempre y cuando, no exista un límite en el tamaño de la red. Si el tamaño de la red es demasiado grande, se requiere una gran capacidad computacional para obtener una solución en un tiempo razonable. Por otra parte, no existe ninguna regla para la elección del número de capas y el número de neuronas por capa. El tamaño de la red depende del tipo de problema a resolver y se obtiene de forma experimental.
- **Ajuste de parámetros:** La tasa de aprendizaje y el momento se tienen que ajustar de forma experimental, ya que dependen del problema. Además, estos parámetros tienen un efecto directo en la exactitud de la solución. La tasa de aprendizaje controla el cambio de los pesos en cada iteración. Si el valor es muy pequeño, la solución puede estancarse en un mínimo local. Por otra parte, un valor demasiado grande puede ocasionar inestabilidad en la función de error. La inestabilidad se debe a que no se produce convergencia y la solución da saltos en torno al mínimo sin alcanzarlo. El factor momento acelera el aprendizaje, pero un valor demasiado alto puede provocar que la solución converja a un mínimo local.
- **Pesos de los enlaces:** La inicialización de los pesos es muy importante para evitar que la solución caiga en un mínimo local. Normalmente se escogen valores aleatorios entre -0.5 y 0.5. Además, durante la ejecución del algoritmo, los pesos pueden tomar valores muy grandes provocando que las derivadas de la función de activación son muy pequeñas. En este caso se

puede paralizar el aprendizaje porque el error propagado es proporcional a la derivada. Por otro lado, encontrar los pesos que representen de forma correcta la función buscada en un problema NP-completo [122].

- Tamaño de la población de entrenamiento: Es necesario una gran cantidad de patrones para que la solución generalice bien los nuevos datos.

3.8 Algoritmo de detección de objetos

En el año 2001, Paul Viola y Michael Jones, [123] presentaron un método para detectar en tiempo “real” objetos en una imagen. Este algoritmo junto con la modificación propuesta por [124] es el más utilizado para la detección de caras y personas.

El algoritmo de Viola&Jones se basa en la apariencia y es un método de aprendizaje supervisado por lo que consta de dos etapas. En la primera etapa se genera el clasificador basándose en un gran número de ejemplos positivos y negativos. En la segunda etapa se emplea el clasificador en imágenes nuevas para detectar los objetos deseados. La eficiencia de este algoritmo se debe al uso de características en vez de píxeles, la representación integral de la imagen y el uso de una cascada de clasificadores débiles.

Características

El algoritmo de Viola&Jones trabaja con características en vez de con píxeles para mejorar la eficiencia en la detección de objetivos. Las características de una imagen se calculan como la diferencia de la suma de píxeles de dos o más zonas rectangulares adyacentes. Esta idea se basa en la propuesta de [125]. En este caso, los autores emplean tres tipos de características:

- Dos rectángulos: Se calcula la diferencia entre la suma de píxeles de dos rectángulos del mismo tamaño.
- Tres rectángulos: Se calcula la diferencia entre dos rectángulos externos y uno interno.
- Cuatro rectángulos: Se calcula la diferencia entre parejas de rectángulos dispuestos en diagonal.

En la figura 23 podemos ver las características empleadas para la detección de objetos.

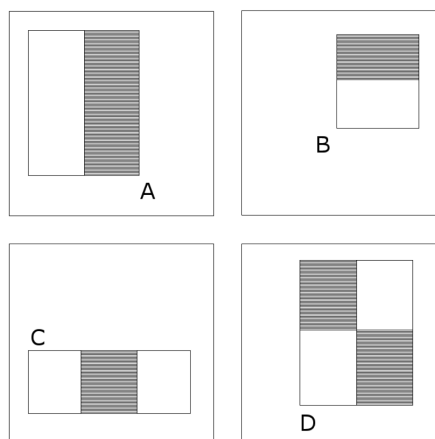


Figura 23. Características Haar empleadas por el algoritmo Viola&Jones. Fuente: Viola&Jones [123].

Representación integral de la imagen

Los autores proponen una nueva representación de la imagen para poder calcular rápidamente las características. La imagen integral es del mismo tamaño que la imagen original. Sin embargo, cada punto de la imagen se calcula como la suma de los píxeles situados por encima de él y a su izquierda. Este método permite calcular el valor de cualquier suma rectangular en tiempo constante. Por ejemplo, en la figura 24, la suma integral del rectángulo D se puede calcular como:

$$ii(4)+ii(1)-ii(2)-ii(3)$$

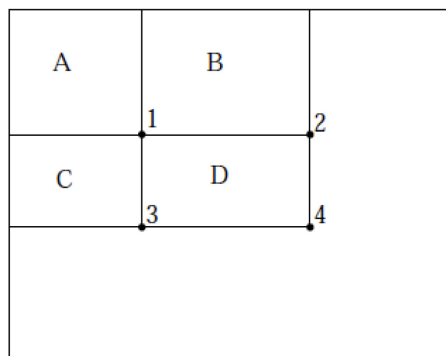


Figura 24. Representación integral de la imagen. Fuente: Viola&Jones [86].

Algoritmo de aprendizaje

El número de características es muy elevado. Para resolver este problema los autores proponen emplear una modificación del algoritmo Adaboost. La idea consiste en emplear un conjunto de clasificadores ordenados por complejidad y dispuestos en cascada (figura 25). El primer clasificador (el de menor complejidad) procesa todas las subventanas de la imagen integrada. Las subventanas descartadas por este primer clasificador no son de nuevo procesadas en las siguientes etapas. Lo mismo ocurre cuando se ejecutan el resto de clasificadores. De esta forma, los clasificadores con mayor complejidad sólo procesan un subconjunto reducido de subventanas. El correcto funcionamiento de este procedimiento se debe a que la mayoría de las subventanas no contienen el objeto que se desea detectar.

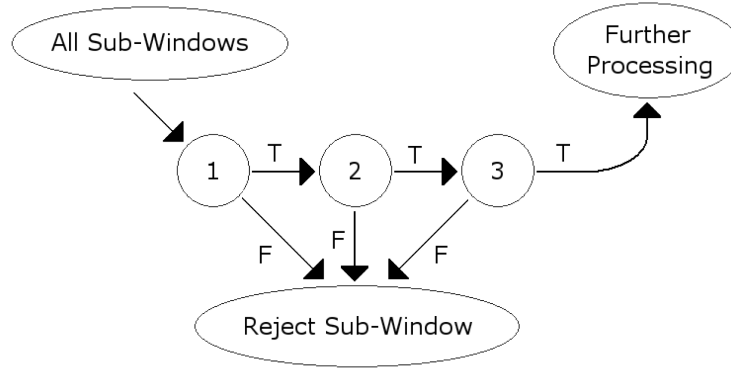


Figura 25. Algoritmo de aprendizaje en cascada. Fuente: Viola&Jones [86].

En el algoritmo de Viola&Jones, la tasa de falsos positivos se obtiene mediante la siguiente ecuación:

$$F = \prod_{i=1}^K f_i \quad (39)$$

donde f_i es la tasa de falsos positivos del clasificador i , K es el número de clasificadores y F es la tasa de falsos positivos del modelo.

La tasa de detección del algoritmo de aprendizaje en cascada se calcula mediante:

$$D = \prod_{i=1}^K d_i \quad (40)$$

donde d_i es la tasa de detección del clasificador i , K es el número de clasificadores y D es la tasa de detección del modelo.

La estructura en cascada permite que una tasa alta de falsos positivos en cada clasificador no influya de forma significativa en el resultado final. Por ejemplo, si el algoritmo tiene diez etapas y la tasa de falsos positivos es del 30% por clasificador, la tasa de falsos positivos final del modelo en cascada es únicamente de $6 \cdot 10^{-6}$.

Capítulo 4. Metodología para motivar al usuario a conducir eficientemente

En este capítulo se describen las técnicas empleadas para motivar al conductor a aplicar las recomendaciones del asistente propuesto en esta tesis. El capítulo comienza explicando en qué consiste la motivación. A continuación se presenta el concepto de “Gamificación” que es empleado para animar al usuario a conducir eficientemente. Posteriormente se muestran los diferentes tipos de retroalimentación que se pueden aplicar en el ámbito de la conducción, y cuáles son sus ventajas e inconvenientes. El capítulo finaliza detallando varias soluciones donde se emplea la gamificación para promover la conducción ecológica.

4.1 Definición de motivación

El eco-driving es una forma de reducir el consumo de combustible sin que implique un coste económico. En numerosos estudios se obtienen buenos resultados al aplicar esta técnica. Sin embargo, también se señala que los conductores tienden a volver a sus hábitos de conducción previos [126] [127]. Para evitarlo, resulta imprescindible emplear métodos para motivar al conductor.

La motivación proviene del latín “motivus” que significa movimiento y el sufijo (-ción) que expresa acción y efecto. Por lo tanto, esta palabra significa estar movido a hacer algo. Las personas al igual que los vehículos tienen que vender una fuerza que se opone a lograr el objetivo, en este caso el ahorro energético. La energía para conseguirlo se podría denominar "motivación". [128] clasifica la motivación en:

- **Intrínseca:** Este tipo de motivación hace referencia al interés, curiosidad y diversión que una tarea causa. La persona explora, tiene una actitud de curiosidad y trabaja para aprender.
- **Extrínseca:** Este tipo de motivación se debe a un factor externo que premia o castiga, o a la actitud positiva hacia la realización de una tarea por sí mismo en un contexto determinado. Hay tres tipos:
 - **Regulación externa:** La conducta es regulada a través de medios externos como premios y castigos. El individuo trabaja por obtener una recompensa o por el miedo a ser castigado.
 - **Regulación introyectada:** El sujeto comienza un proceso de internalización de las razones que poseen sus actos basándose en su propia experiencia. Por ejemplo, un conductor que deja de conducir a alta velocidad porque ha tenido varios accidentes de tráfico.
 - **Identificación:** Es cuando el individuo juzga la conducta como importante para el mismo, especialmente cuando lo percibe como algo escogido por él mismo. En este caso la internalización de motivos extrínsecos se regula a través de la identificación.

Existen dos tendencias en el área de la motivación. El pensamiento conductista sugiere que la motivación extrínseca es el medio para animar a las personas a realizar cosas. Una recompensa o un castigo, aplicado de forma sistemática, condiciona o refuerza respuestas previas a una futura posible bonificación.

Por el contrario, la teoría cognitiva afirma que el ser humano es inherentemente proactivo, pero el entorno tiene que ser compatible. En caso contrario, estos motivadores internos pueden verse frustrados. A diferencia del conductismo, esta teoría se centra en lo que necesita la persona para su crecimiento innato y su bienestar. Las necesidades psicológicas según [129] se pueden clasificar en tres categorías:

- Competencia: El individuo trabaja para ser eficiente en la realización de una actividad en su entorno. Por ejemplo, tocar bien el piano.
- Relacionarse: Hace referencia al deseo universal de interactuar con la familia, amigos, etc.
- Autonomía: Es la necesidad innata de realizar actividades que concuerden con los valores de la persona.

4.2 Concepto de Gamificación

La modificación del comportamiento del conductor es una tarea ardua. Además, en numerosos estudios [12] [30] se observa que los conductores tienden a volver a sus hábitos de conducción previos. Para resolver estos problemas, se propone emplear gamificación. Este método consiste en emplear elementos de los juegos en un contexto de no juego para favorecer la realización de tareas arduas y difíciles, como es la conducción. La gamificación ha adquirido gran importancia recientemente, especialmente en negocios, educación [130] [131], marketing [132] y deporte [133], aunque puede ser utilizado en cualquier otro escenario. En la figura 26 podemos ver su evolución como término de búsqueda desde el año 2010. Se puede observar como su popularidad ha ido creciendo desde entonces. El eje Y del gráfico refleja la cantidad de búsquedas que se han realizado de un término específico en relación con el número de búsquedas totales realizadas en Google a lo largo del tiempo. No representan cifras de volumen de búsquedas absolutas, porque los datos están normalizados y se presentan en una escala de 0 a 100. Una tendencia descendente significa que ha disminuido su popularidad, no que haya descendido el número de búsquedas absoluto, o total, de ese término.

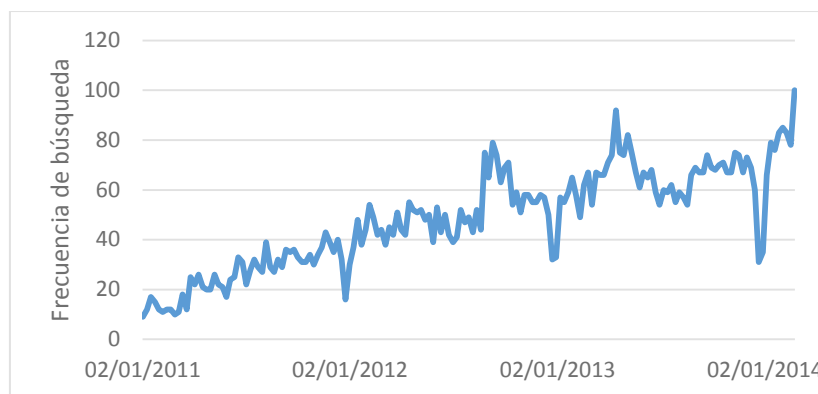


Figura 26. Frecuencia de búsqueda del término "Gamification". Fuente: Google Trends

La gamificación emplea estos tres motivadores intrínsecos. No obstante también hace uso de motivaciones externas como superar la puntuación de un amigo o ganar el premio de un torneo. Una vez que se ha definido en qué consiste la motivación, en [134] podemos ver una serie de recomendaciones para que la gamificación sea efectiva. Los consejos son los siguientes:

- Las recompensas extrínsecas pueden desmotivar: En algunas ocasiones un beneficio por completar una actividad puede implicar que el sujeto pierda el interés, empeorando el resultado. Los psicólogos conocen esto como “efecto desplazamiento”. Su nombre se debe a que los motivadores extrínsecos desplazan a los intrínsecos. Un ejemplo es en el ámbito laboral, donde el sueldo se percibe como un beneficio asumido, produciendo cada vez menos motivación cuando se recibe. Por lo tanto, en [134] se aconseja no emplear motivadores extrínsecos cuando las actividades pueden ser motivadas mediante reguladores intrínsecos.
- Las recompensas extrínsecas influyen de forma positiva cuando la tarea es aburrida o repetitiva: Hay ocasiones en las que los métodos extrínsecos ayudan en actividades repetitivas y “aburridas”. En estos casos la motivación extrínseca puede conseguir que el individuo las realice. Por ejemplo, en Estados Unidos es habitual que se premie con una pequeña cantidad de dinero el reciclaje de botellas. Por otra parte, se combinan ambos tipos de motivación, la intrínseca y la extrínseca. Un ejemplo donde se aplican las dos es en la educación.
- Importancia del feedback: En los sistemas de gamificación, la retroalimentación es una parte esencial. Cuando se diseña un juego, el feedback inmediato y frecuente es necesario, pero no suficiente. El feedback informativo e inesperado aumenta la autonomía y la motivación intrínseca. Por ejemplo, si se premia a los alumnos por terminar los ejercicios puede ser contraproducente porque la recompensa es algo que ya se espera. Sin embargo, el jugador recibe una subida de dopamina cuando recibe un premio que no espera. Este mecanismo es conocido como “Refuerzo Variable Intermitente”, y en él se basan las máquinas tragaperras.
- Los autores también destacan que los usuarios necesitan saber cómo están haciendo la tarea y cuánto tiempo les queda para completarla. El feedback informativo sobre el progreso en la realización de una actividad se puede realizar mediante gráficos, y es un buen mecanismo para motivar al usuario para que finalice la tarea. Por otra parte, los usuarios regulan su comportamiento según el mecanismo para medir su evolución. Por ejemplo, si se quiere mejorar la nota media de una clase, el profesor debe supeditar la nota individual a la del conjunto de compañeros. De esta forma, los alumnos se implicarán en la colaboración y ayudarán a los compañeros para mejorar su propia nota. Por último, es importante destacar que la información mostrada debe depender del tipo de usuario. Por ejemplo, en esta tesis doctoral se ha observado que a los conductores con perfil agresivo se les debe mostrar información relacionada con la seguridad y el ahorro monetario. Por el contrario, los usuarios con perfil normal obtienen mejores resultados cuando el feedback consiste en la cantidad de CO₂ y el dinero ahorrado. En este último caso, la seguridad no es una buena retroalimentación.

- Espacio motivacional: Es posible diseñar mecanismos de motivación extrínsecos que sean introyectados, interiorizados o integrados. Un sistema de puntuación o un ranking de usuarios pueden considerarse introyectados porque apela al ego del alumno y a la posibilidad de mejorar sus resultados.

4.3 Perfil del jugador

Para que la gamificación obtenga buenos resultados es necesario conocer qué motiva y frustra a los usuarios. En [135] se distingue cuatro tipos de jugadores:

- Ambicioso: Su deseo es ganar las competiciones. En este caso, los rankings son un buen método para animarlos.
- Ganador: Su aspiración es obtener reconocimiento. Los logros son una buena forma de motivar a este tipo de jugador.
- Explorador: Son aquellos usuarios que tienen curiosidad por descubrir nuevas cosas. La mejor manera de motivarlos es mediante retos complejos.
- Sociable: Su interés consiste en establecer una red de amigos. Los mecanismos que se deben emplear para este tipo de usuarios son los foros, lista de amigos y chats.

Estos perfiles se solapan, y están presentes siguiendo la siguiente distribución: ambicioso (20%), ganador (40%), explorador (50%) y socializador (20%). Estas proporciones indican que el componente social es muy importante. Esto explica el éxito de los juegos que tienen funciones sociales, por ejemplo, Candy Crush que emplea la red Facebook para el intercambio de puntuaciones y vidas. Según [136] los tipos de jugador mejores para la aplicación de la gamificación son los competitivos y los exploradores. El jugador competitivo intenta completar el curso, mientras que el explorador investigará todas las posibilidades del juego.

4.4 Elementos de la Gamificación

En [137] se observa que hay tres elementos que son comunes en todas las implementaciones de la gamificación: puntos, logros, y ranking.

Sistema de puntuación

Los puntos tienen la función de animar a las personas a realizar ciertas tareas para poder coleccionarlos. Se fundamenta en que las personas trabajarán o comprarán más a cambio de ellos. Esta aproximación sirve para los usuarios que les gustan coleccionar o competir contra otros. Sin embargo, los puntos pueden tener otras utilidades:

- Sirven para informar al usuario sobre cómo ha realizado una tarea. Además indican cuanto queda para superar un nivel, definiendo de esta manera el progreso desde el comienzo hasta sus objetivos.
- Se pueden emplear para determinar quién es el ganador de un juego. Por lo tanto, son útiles para los jugadores con perfil ambicioso o competitivo.
- Permiten crear una conexión entre el progreso en el juego y las recompensas extrínsecas. Por ejemplo en los juegos de rol, cuando se consigue una cantidad determinada de puntos, se desbloquean habilidades.

- Los puntos ofrecen al usuario una retroalimentación continua que le informa sobre cómo está haciendo las cosas y si progresa en el juego.
- Se pueden utilizar como una visualización externa del progreso en el juego. Es muy útil en jugadores con perfil ambicioso o competitivo.
- Los puntos dan información al profesor sobre el ritmo y la dificultades que encuentran los alumnos.
- Pueden servir como retroalimentación durante el proceso de aprendizaje.

Logros

Los logros consisten en una representación visual de un objetivo dentro de un proceso gamificado. Algunos únicamente muestran el nivel de puntos. Otros significan que se han conseguido completar alguna tarea concreta. Según [138] los logros tienen las siguientes características motivadoras:

- Pueden servir para proveer una meta a los usuarios
- Se pueden utilizar como una muestra de lo que se va encontrar en el juego. Sirven para que la gente se sienta atraída hacia el juego.
- Funcionan como marcadores tribales. Cuando se muestra al usuario los logros que han conseguido otro, sentirá la necesidad de identificarse con ese grupo. Por lo tanto, intentará por todos los medios conseguirlos.
- Dan información sobre la reputación del usuario. Si se conocen los logros que ha conseguido el usuario, el profesor podrá saber cuáles son sus inquietudes.

La característica más importante de los logros es su flexibilidad. Se pueden emplear tanto en personas con un perfil de juego normal o en usuarios avanzados. Además permiten definir itinerarios en el aprendizaje mediante la elaboración de logros complejos que requieran realizar varias acciones en un orden determinado para desbloquearlos.

Rankings

Los rankings son un elemento crítico de la gamificación porque pueden tener efectos positivos o negativos en la motivación según se hayan diseñado. Los rankings permiten al usuario conocer en qué posición se encuentran respecto a otros jugadores, proporcionando un contexto de progreso. Estas tablas pueden aumentar significativamente la motivación porque el usuario puede ver que si obtiene un poco más de puntos puede variar la posición o incluso alcanzar el top de los mejores jugadores. Sin embargo, también pueden influir de forma negativa cuando no se diseñan de forma correcta. En el caso de que la diferencia entre el jugador y los mejores jugadores sea muy grande puede provocar apatía, y por tanto, que el jugador abandone. Para evitarlo se deben crear rankings que tengan en cuenta varios criterios.

4.5 Tipos de retroalimentación

El feedback es necesario para mantener el interés del jugador, en este caso, el conductor. La retroalimentación se puede clasificar en tres tipos dependiendo del momento en el que se suministre y de su contenido. Las clases de feedback son las siguientes:

- Retroalimentación directa: En este caso se muestra la información que actúa como feedback de forma inmediata ante un evento determinado. La expansión de los dispositivos móviles con capacidades para monitorizar la conducción a través de sus múltiples sensores y GPS hace posible que se pueda aplicar este tipo de feedback en tiempo real [139]. Sin embargo, puede tener efectos negativos en la seguridad al incrementarse la carga cognitiva [140]. Este problema es muy importante y se tiene que tener en cuenta a la hora de diseñar un asistente de conducción.
- Retroalimentación sensible al contexto: En [141] se define como “cualquier información que se pueda usar para caracterizar la situación de las entidades relevantes (persona, lugar, vehículo, etc.)”. En [142] se describe y se evalúa un sistema diseñado para mejorar el estilo de conducción del usuario. La solución captura información a través de varios sensores del vehículo. A continuación identifica los errores en la conducción para emitir las recomendaciones apropiadas. Esta solución disminuye el stress y mejora la seguridad en comparación con recibir los consejos de forma continuada y sin ningún motivo. En [143], [144] y [145] también se observa una mejora en la conducción cuando se provee al usuario feedback relacionado con el contexto específico.
- Retroalimentación indirecta: Se produce cuando la información requerida para proveer el feedback se recolecta durante un periodo de tiempo. La duración de este periodo es variable y puede ser desde unos minutos hasta realizar varias vueltas. Además se puede mostrar de dos formas: acumulativamente o offline. La retroalimentación acumulativa se muestra mediante gráficos o figuras. Por ejemplo, se podría emplear un árbol al que le crecen las hojas si el conductor conduce eficientemente. En la actualidad hay varias soluciones que siguen este procedimiento como Ford SmartGauge [146] y Honda EcoGuide [139]. En este caso la eficiencia del conductor se premia con un avance en las figuras o esquemas que emplee el mecanismo de feedback. El feedback offline se encuentra descontextualizado y se suministra cuando el conductor ha finalizado el viaje.

En el caso de los automóviles la retroalimentación suele consistir en el consumo de combustible, las emisiones de CO₂, las aceleraciones y desaceleraciones, y el patrón de cambio de marcha. Este feedback se puede combinar con las redes sociales, mejorando el comportamiento y la consecución de objetivos por parte del usuario. Un ejemplo de este tipo de retroalimentación es Fiat Eco-Drive [147].

Esta solución emplea la arquitectura Blue&Me. Blue&Me es un sistema de información y entretenimiento desarrollado por Microsoft y Magneti Marelli que se caracteriza por ser modular (es fácil crear nuevos servicios e intégralos). Además, ofrece conectividad Bluetooth y USB entre el vehículo y dispositivos como teléfonos móviles o reproductores de entretenimiento. Fiat Eco-drive graba la telemetría del vehículo en una memoria USB, y posteriormente, se analiza mediante un programa gratuito en el PC. El programa evalúa el comportamiento del usuario en carretera y su impacto en el consumo de combustible, y finalmente ofrece un informe con consejos para mejorar el estilo de conducción.

Asimismo, Fiat ha creado una comunidad online que simula una ciudad denominada “Eco Ville”. En ella cada usuario contribuye al ahorro de CO₂. El porcentaje de ahorro depende del comportamiento del conductor durante los viajes. Además se establecen comparaciones entre el porcentaje ahorrado y lo que equivaldría en energía. En la figura 27 se muestra esta propuesta. En este caso se relaciona el ahorro de CO₂ con la cantidad de días que se podría tener encendida la calefacción.



Figura 27. Fiat EcoVille: Juego social para el fomento de la conducción eficiente.

4.6 Aplicación de la gamificación en el ámbito del eco-driving

En los últimos años se ha expandido el uso del Smartphone. Estos dispositivos cuentan con un gran número de sensores (GPS, acelerómetro, giroscopio, etc.) y tecnologías de comunicación (Wi-Fi, Bluetooth y UTMS) que permiten monitorizar el comportamiento del conductor y proveerle feedback para que mejore. Por ejemplo, en [30] se realizó un estudio en el que participaron 20 conductores, los cuales recibieron clases sobre conducción eficiente. A continuación tuvieron acceso a un vehículo que les mostraba el consumo de combustible en tiempo real (feedback). Los usuarios lograron ahorrar un 1% en autovía y un 6% en ciudad empleando esta solución.

Un aspecto fundamental de este tipo sistemas es cuándo y qué tipo de feedback se debe proveer. Por ejemplo, en [22] se demostró que los usuarios eran capaces de ahorrar hasta un 16% utilizando un dispositivo que le proveía consejos para mejorar la conducción. Por el contrario, en [148], se observó un deterioro en el consumo de combustible y un aumento en la carga cognitiva del conductor al emplear asistentes eco-driving. En ambos casos las pruebas se realizaron mediante simuladores, pero revelan la importancia de proporcionar el feedback adecuado para promover la conducción eficiente.

La gamificación se ha utilizado ya de forma exitosa en el ámbito del automóvil, consiguiendo que los conductores cambien sus hábitos de conducción hacia unos más eficientes [30] [148] [149]. Existen evidencias sobre la relación entre el tipo de retroalimentación recibida y la respuesta del usuario. El coste económico tiene una fuerte influencia a la hora de adoptar un estilo de conducción eficiente [19], aunque hay estudios donde se consigue ahorrar combustible sin usar esta información como retroalimentación [149]. No obstante, la utilidad del feedback ha sido ampliamente

demostrada como en [149] ,donde los autores obtuvieron que cuando los usuarios sólo reciben clases de conducción eficiente, el ahorro de combustible era del 5%. En contraste, cuando emplearon un asistente de conducción que proporcionaba recomendaciones en tiempo real, el consumo de combustible se redujo un 7.3%.

Además esta técnica se puede emplear para conseguir que los conductores proporcionen información sobre el estado de la carretera. Por ejemplo, en [150], los autores proponen premiar a los conductores mediante puntos y trofeos cada vez que reportan un accidente de tráfico. Otro ejemplo, muestra del gran éxito de esta metodología es WAZE [151] que fue recientemente comprado por Google. WAZE es un programa GPS que utiliza la gamificación para obtener información en tiempo real sobre todos aquellos temas que les pueda interesar a los conductores como: controles policiales, accidentes, condiciones meteorológicas, tráfico, etc. Cada vez que el usuario reporta información, el sistema le premia según la relevancia de la información. En este caso, la gamificación permite que los usuarios tengan información con mucha precisión sobre el entorno por donde circulan sin la necesidad de instalar cámaras, radares u otro tipo de soluciones.

Capítulo 5. Asistente de conducción eficiente Artemisa

En este capítulo se introduce el asistente de conducción eficiente Artemisa en el que se basará esta tesis y la arquitectura específica aplicada a la misma. En primer lugar, se presenta la arquitectura general del sistema. A continuación, se describen las recomendaciones que reciben los usuarios, estas son clasificadas en dos grandes grupos: consejos preventivos y consejos post-acción. Seguidamente se detallan los métodos empleados para motivar al usuario a aplicar los consejos y usar regularmente el asistente. El capítulo se cierra con el análisis de las diferentes estrategias existentes para comunicarse con el conductor y la justificación del mecanismo que se ha elegido.

5.1 Arquitectura del asistente Artemisa

En el capítulo 2 se vio que es muy difícil cambiar los hábitos de conducción. Además, aunque el conductor mejore su estilo de conducción, este tiende a volver a sus hábitos previos. Para resolver estos problemas se propone el desarrollo de un asistente de conducción. El sistema propuesto provee al usuario dos tipos de feedback. El primer feedback es en tiempo real. El asistente avisa al usuario cuando realiza alguna acción ineficiente para que en un futuro no cometa el mismo error. Este feedback permite que el usuario no tenga que recordar las reglas de conducción eficiente. Al mismo tiempo, la solución provee información al usuario sobre:

- Velocidad media óptima en el tramo en el que se encuentra
- Perfil de conducción de los conductores cercanos
- Señales de tráfico próximas que pueden obligarle a frenar bruscamente
- Lugares donde el conductor realizó acciones ineficientes
- Incidentes cercanos

Este tipo de información es muy útil para ahorrar combustible ya que permite que el conductor reaccione con antelación evitando situaciones que puedan provocar un aumento considerable en el consumo de combustible.

El segundo feedback se produce cuando finaliza el viaje y consiste en: puntuación, consejos de conducción eficiente basados en otros usuarios, y la posición en un ranking en el que los conductores se encuentran ordenados según su eficiencia energética. La puntuación puede ser compartida con amigos u otros usuarios. Este segundo feedback se basa en el incentivo social y es muy importante para lograr que el usuario aplique los consejos propuestos y use el sistema. Por otra parte, durante las pruebas realizadas, se ha observado que los conductores necesitan varios días para adaptarse al sistema. En este caso, este tipo de retroalimentación es imprescindible para evitar que el conductor pierda el interés en el sistema. Además, durante la conducción y una vez finalizado el viaje, el conductor puede desbloquear logros. La idea es animar al usuario para superar objetivos concretos que afecten al consumo de combustible. Por ejemplo, que la aceleración no sea superior a 1.5 m/s^2 en todo el viaje. En la figura 25 podemos ver la arquitectura propuesta.

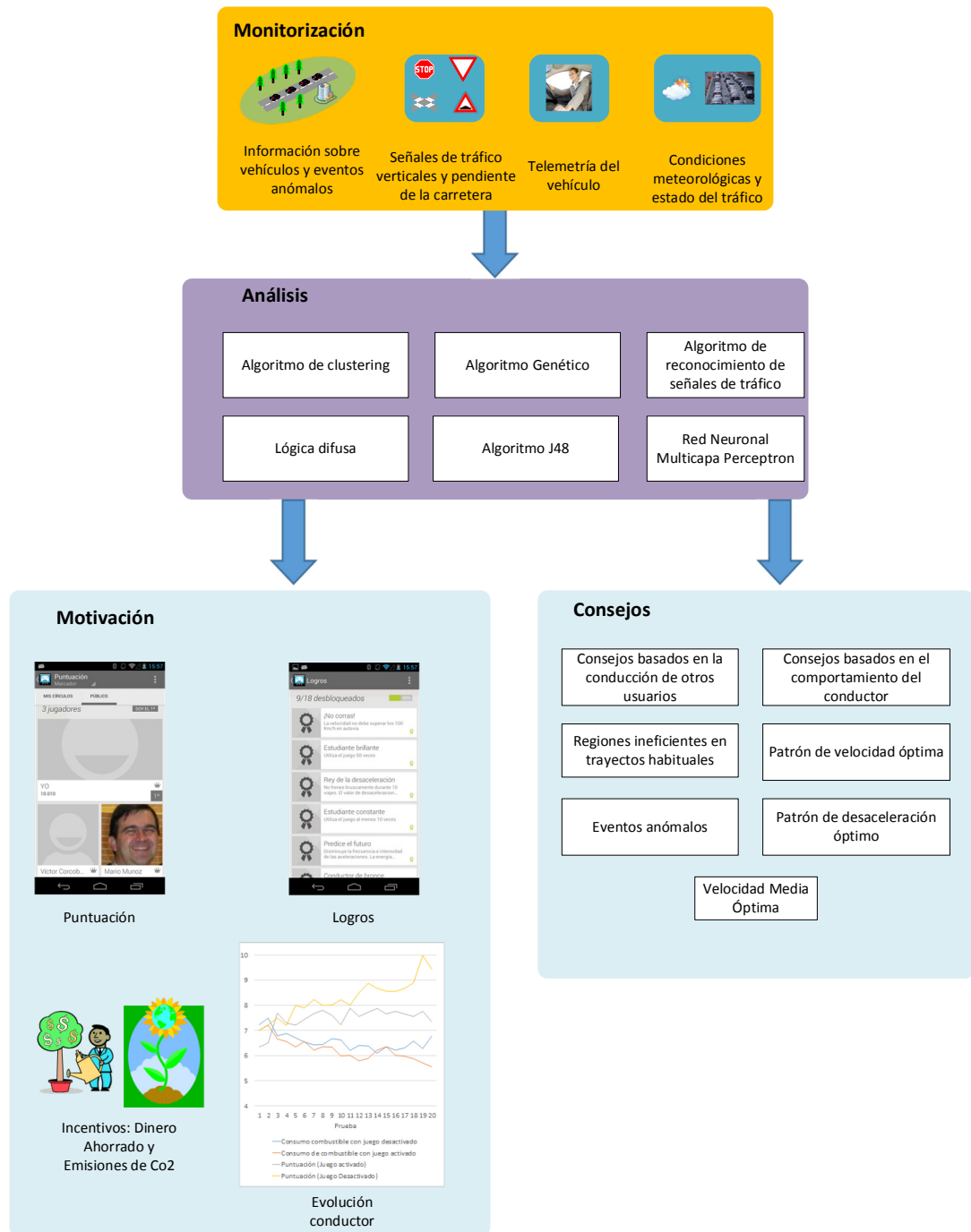


Figura 28. Arquitectura general del asistente de conducción ARTEMISA.

El sistema está continuamente monitorizando el entorno, el vehículo y los automóviles cercanos. La información que el sistema adquiere del entorno consiste en: señales de tráfico estáticas verticales, estado del tráfico, condiciones meteorológicas, eventos anómalos y pendiente de la carretera. Las señales de tráfico estáticas se obtienen empleando la cámara de un dispositivo móvil Android y el algoritmo de Viola & Jones adaptado para el reconocimiento de señales. El estado del tráfico y las condiciones meteorológicas se consiguen mediante servicios web, aunque alternativamente podríamos utilizar la información provista por otros vehículos. Los eventos anómalos que afectan al consumo de combustible son detectados por vehículos cercanos empleando lógica difusa y el algoritmo de J48. La pendiente se estima

mediante las coordenadas geográficas (latitud, longitud y altura) de dos puntos consecutivos.

A continuación, los datos son analizados empleando diversos algoritmos de inteligencia artificial:

- Algoritmo de Clustering EM: Se emplea para recuperar información según un determinado criterio. Por ejemplo, telemetrías de vehículos cuyo consumo medio indicado por el fabricante es 6 l/100 Km.
- Lógica difusa: Se emplea para evaluar la conducción desde el punto de vista de la eficiencia energética.
- Algoritmo genético: Se utiliza para determinar la velocidad media óptima para cada tramo de una ruta.
- Algoritmo J48: Permite detectar eventos anómalos como accidentes de tráfico o atascos basándose en la telemetría de los vehículos.
- Algoritmo Viola&Jones: Se utiliza para reconocer señales de tráfico verticales estáticas.
- Red neuronal perceptron multicapa: Sirve para estimar la velocidad media óptima en combinación con el algoritmo genético.

La elección de estos algoritmos se debe a que requieren poca memoria y a su baja complejidad, resultando adecuados para ejecutarse en entornos ubicuos. El resultado del análisis de la información es un conjunto de consejos y retroalimentación para motivar al usuario a ahorrar combustible. Los consejos se pueden clasificar en dos grupos: consejos basados en la anticipación y consejo post-acciones. Los consejos basados en la anticipación permiten ahorrar una gran cantidad de combustible ya que evitan que el usuario realice acciones ineficientes. La clave del eco-driving es la anticipación para reducir la frecuencia e intensidad de las aceleraciones. Por otro lado, los consejos post-acciones advierten al usuario para que no vuelva a cometer errores en la conducción.

Consejos basados en la anticipación:

- Velocidad media óptima: El sistema muestra la velocidad media óptima para cada tramo de una ruta. Esta velocidad minimiza la frecuencia e intensidad de las aceleraciones (positivas y negativas).
- Patrón de velocidad: La solución indica segundo a segundo que velocidad debe llevar el vehículo para suavizar las aceleraciones o a qué vehículo debe seguir para mejorar su estilo de conducción.
- Patrón de desaceleración para señales de tráfico estáticas verticales: El asistente le indica al usuario cuando debe dejar de acelerar y con qué intensidad debe presionar el pedal freno cuando el vehículo se acerca a una señal de tráfico vertical estática que obligue a detenerse o reducir la velocidad.
- Aviso de eventos anómalos en carretera: Cuando se produce una incidencia en la carretera como accidentes de tráfico, atascos o las condiciones atmosféricas son adversas se produce un aumento en el consumo de combustible. Si el conductor conoce con antelación este tipo de incidentes podrá cambiar de ruta o adaptar la velocidad para no tener que frenar bruscamente.

- Regiones ineficientes: En las pruebas realizadas se ha observado que en los recorridos habituales, como el que tiene lugar entre la casa y el trabajo, los conductores tienden a cometer errores en los mismos lugares desde el punto de vista de la eficiencia energética. El asistente predice si el conductor va a volver a cometer errores y le avisa en caso afirmativo. La predicción se basa en la telemetría del vehículo y el estado de la carretera.

Consejos post-acciones:

- Consejos en tiempo real: El puerto de diagnóstico de los vehículos nos permite obtener en tiempo “real” la telemetría del vehículo. Por lo tanto, podemos detectar cuando el conductor incumple alguna de las reglas de la conducción eficiente. Por ejemplo, si el conductor frena bruscamente.
- Consejos basados en otros usuarios: El asistente compara la conducción con la de otros usuarios que han realizado previamente el mismo recorrido bajo condiciones similares y extrae consejos para mejorar los hábitos de conducción.

La motivación es otro aspecto fundamental del asistente de conducción. Cuando el conductor finaliza el viaje, el sistema evalúa la conducción mediante lógica difusa. El resultado es una puntuación normalizada entre 0 y 10. Una puntuación alta significa que el conductor está conduciendo eficientemente. Este valor sirve para construir un ranking entre amigos que usan la aplicación o con otros usuarios. Al mismo tiempo se han definido un conjunto de retos que el usuario tiene que conseguir para desbloquear logros. Los retos se corresponden con acciones específicas cuyo objetivo es ahorrar combustible. Por ejemplo, no acelerar más de 1.5 m/s^2 .

El asistente tiene que cumplir una serie de requisitos para que los usuarios lo utilicen:

- Bajo coste: En las pruebas realizadas se observó que los usuarios se encuentran interesados en este tipo de sistemas siempre y cuando no suponga un desembolso importante. Los conductores no se encuentran dispuestos a añadir estas soluciones como extras de equipamiento al comprar un vehículo. Este resultado es similar al obtenido en [127]. En este trabajo se analiza el efecto de un asistente de conducción en el ahorro de combustible e incluye una encuesta sobre conducción eficiente. Los participantes fueron interrogados sobre el cambio climático, la adopción de un estilo de conducción eficiente en un futuro y la compra de dispositivos que le ayudasen a mejorar sus hábitos de conducción. Los resultados mostraron que los conductores están preocupados respecto al cambio climático (7.3 en una escala de 10 puntos) y son favorables a adoptar un estilo de conducción eficiente (7.4). Sin embargo no se encuentran dispuestos a comprar un asistente de conducción (3.9), pero lo usarían si estuviese incluido como estándar en su próximo vehículo (8).
- Instalación sencilla: Durante la experimentación se constató que los conductores son muy reacios a instalar sensores y dispositivos eléctricos en sus vehículos.
- Adaptabilidad al usuario: La mejora en el estilo de conducción debe hacerse de forma progresiva. Si el asistente está continuamente penalizando las acciones del conductor o los objetivos son demasiado ambiciosos, el usuario pierde el interés en el asistente. Por ejemplo, si el usuario es agresivo y frena y acelera con

brusquedad, el umbral a partir del cual la solución le avisa que debe frenar con mayor suavidad debe ser mayor que el de un usuario con perfil normal.

- Poco intrusivo: El uso del asistente puede tener efectos negativos en el procesamiento cognitivo. Los dispositivos como GPS o móviles son la causa de muchos accidentes.

5.2 Ajuste de los umbrales de las reglas de conducción eficiente

La técnica de conducción eco-driving se basa en el comportamiento del conductor para disminuir el consumo de combustible. La principal ventaja de esta solución es que es válida para cualquier vehículo al no depender de la tecnología. Sin embargo, su eficacia depende de la voluntad del usuario.

Las reglas de conducción eficiente se deben adaptar a cada tipo de usuario para evitar que el usuario se desmotive y deje de utilizar el asistente. Los umbrales de las reglas no deben ser los mismo para un conductor normal que para un conductor agresivo.

Por otro lado, tenemos que tener en cuenta que el impacto de las aceleraciones, desaceleraciones, velocidad y velocidad de giro del motor dependen de las características del vehículo. Por ejemplo, si el vehículo es antiguo, la velocidad máxima a partir de la cual aumenta el consumo exponencialmente serán menor que en los vehículos modernos que tienen mejoras aerodinámicas.

Finalmente, el tipo de carretera también ejerce influencia en el estilo de conducción. En la carretera urbana es normal que aumente la frecuencia e intensidad de las aceleraciones (positivas y negativas) en comparación con la autovía. Este incremento se produce debido a las señales de tráfico que obligan al usuario a detenerse y no a que el conductor actúe de forma incorrecta. En este caso, los umbrales de las reglas eco-driving deben ser más permisivos.

En la tabla 8 se comparan las intensidades de las aceleraciones cuando el usuario emplea un asistente con reglas genéricas (umbral de aceleración fijado a 1.5 m/s^2) con un sistema con reglas adaptadas (umbral de aceleración establecido a 2 m/s^2). Se puede observar como en el primer caso el usuario ignora la recomendación, mientras que en el segundo caso las aceleraciones bruscas disminuyen.

Aceleración (m/s^2)	Umbral por defecto	Umbral ajustado
[0.5-1]	294	310
[1-1.5]	25	16
[1.5-2]	5	0
[2-2.5]	3	0
≥ 2.5	1	0

Tabla 8. Comparación de las aceleraciones con y sin regla eco-driving ajustada.

En esta tesis doctoral se propone fijar los umbrales de las reglas basándose en las telemetrías de otros vehículos que tienen características similares. También se tiene en cuenta el perfil del conductor, el tipo de vía y el estado del tráfico. El procedimiento es el siguiente:

1. Recuperar todas las telemetrías obtenidas en el mismo tipo de carretera por donde circula el conductor (autovía, carretera urbana o carretera convencional).
2. De las telemetrías anteriores seleccionar aquellas cuya densidad de tráfico sea similar a la actual.
3. Ejecutar algoritmo de clustering EM para agrupar las telemetrías y asignar al usuario uno de los grupos. Los criterios para construir los clústeres son los:
 - a. Peso del vehículo
 - b. Consumo medio indicado por el fabricante
 - c. Potencia Motor
 - d. Superficie frontal
 - e. Coeficiente aerodinámico
 - f. Puntuación sobre eficiencia calculada mediante el sistema de lógica difusa descrito en el apartado. 5.3
4. Escoger las “n” telemetrías con menor consumo de combustible del cluster al que pertenece el usuario.
5. Para cada variable de las telemetrías obtener la mediana.
6. El umbral de la regla será el tercer cuartil de las medianas.

Ejemplo: Se quiere calcular el umbral de aceleración. Para simplificar el ejemplo se supone que todas las telemetrías fueron obtenidas en el mismo tipo de carretera y bajo condiciones similares de tráfico. Las muestras (aceleraciones) son:

- Telemetría 1: 2.5 (7.5 l/100 km), 1.5 (6.44 l/100 km), 2 (7.02 l/100 km), 1.76 (7.86 l/100 km).
- Telemetría 2: 1.6 (6.7l/100 km), 1.5(6.4l/100 km), 1.99(7.01l/100 km), 1.56(6.7l/100 km),
- Telemetría 3: 1.5 (6.67 l/100 km), 1.4 (6.35 l/100 km), 2(6.91 l/100 km), 1.86 (6.76 l/100 km)
- Telemetría 4: 1.25 (6.25 l/100km), 1.5 (6.5 l/100 km), 2.1(7.08 l/100 km), 1.76 (6.88 l/100 km)

1. El algoritmo EM crea dos clústeres:
 - a. Telemetría 1 y 4
 - b. Telemetría 2 y 3
2. El usuario se asigna al cluster b
3. Se seleccionan los “n” valores de aceleración que obtuvieron menor consumo. En ese caso se escogen los 4 valores de aceleración con el menor consumo de las telemetrías 2 y 3. El resultado sería: 1.4, 1.5, 1.5, 1.6
4. Se calcula el tercer cuartil. El valor obtenido es 1.55 m/s^2
5. La regla final sería: La aceleración no debe superar 1.55 m/s^2

5.3 Identificación del perfil de conducción

Una de las claves para poder mejorar el estilo de conducción desde el punto de vista de la eficiencia energética es contar con un sistema que evalúe la conducción de forma objetiva para retroalimentar al conductor. La evaluación de la conducción es una tarea compleja ya que depende de parámetros que son independientes del comportamiento del conductor como el tipo y estado de la carretera o el modelo de vehículo. Por lo tanto, la

comparación directa entre conductores puede producir resultados incorrectos. Para resolver este problema se propone emplear lógica difusa.

La lógica difusa nos permite definir grados de veracidad y falsedad de forma similar al comportamiento humano y puede gestionar información vaga. Esta característica es muy importante porque el concepto de eficiencia energética en los vehículos es impreciso. Por ejemplo, en un modelo particular de vehículo, el consumo de combustible puede incrementarse drásticamente cuando la aceleración es superior a 1.5 m/s^2 , mientras que en otro modelo el límite puede ser 2 m/s^2 . Gracias a la lógica difusa podemos modelar el comportamiento de un conductor eficiente para posteriormente poder realizar comparaciones y obtener una puntuación. La puntuación nos indica el grado de eficiencia del conductor. Si la puntuación es alta, el usuario es eficiente. En caso contrario, es ineficiente.

La estructura de los sistemas de lógica difusa consta de variables de entrada, variables de salida y reglas. En este caso las variables de entrada se corresponden con los parámetros que tienen influencia directa en el consumo de combustible. Son las siguientes:

- **Aceleración:** El consumo de combustible se incrementa exponencialmente cuando el conductor acelera bruscamente porque el vehículo tiene que superar una fuerza de resistencia a la aceleración. La fuerza de resistencia a la aceleración es proporcional al peso del vehículo y a la intensidad de la aceleración. Por otra parte, si el conductor pisa intensamente el pedal acelerador puede ocurrir que no dé tiempo a quemar todo el combustible liberado y se desperdicie. Un conductor eficiente debe evitar acelerar bruscamente en la mayor parte del recorrido. No obstante, puede haber situaciones en las que se vea obligado por seguridad o para evitar tener que detenerse. Por ejemplo, cuando un semáforo se va a poner en rojo es preferible acelerar bruscamente y evitar tener que detenerse. Parar e iniciar de nuevo la marcha tiene un impacto mayor en el consumo de combustible que la aceleración brusca.
- **Desaceleración:** La energía generada por el motor es desperdiciada cuando el conductor presiona el pedal freno para disminuir la velocidad o detenerse. Para frenar se tiene que aplicar una fuerza igual a la fuerza de tracción, pero en dirección opuesta al movimiento. Si se utiliza el freno, la energía cinética se disipa en forma de calor. Sin embargo, cuando empleamos el método “freno motor”, la energía cinética se usa para desplazarse hasta el lugar donde el vehículo debe detenerse o reducir la velocidad. En este caso, la resistencia del motor causa una progresiva reducción de la velocidad del vehículo. El puerto OBD2 [56] no nos permite saber si el conductor está utilizando el pedal freno. En su lugar, se evalúa la intensidad de la desaceleración. Si la intensidad es alta significa que el conductor ha frenado empleando el pedal freno. En caso contrario, se asume que el conductor ha usado el “freno motor”.
- **Velocidad y carga del motor:** La demanda de energía es proporcional al par motor y a la velocidad de giro del motor (R.P.M). Cada motor tiene una curva característica que permite conocer el rendimiento del motor bajo cualquier velocidad de motor y posición del pedal acelerador. Observando estas curvas podemos ver que la máxima productividad se consigue cuando la carga del motor es aproximadamente un 90% y la velocidad del motor es baja. Esto se

cumple cuando circulamos con marchas elevadas y el pedal acelerador se encuentra presionado $\frac{3}{4}$ partes de su recorrido.

- Velocidad del vehículo: El consumo de combustible aumenta cuando conducimos a alta velocidad debido a la resistencia aerodinámica. En la ecuación (41), podemos ver como la resistencia aerodinámica crece de forma cuadrática en función de la velocidad. No obstante, en los últimos años, los fabricantes han mejorado la aerodinámica. Por lo tanto, el límite de velocidad a partir del cual el consumo de combustible crece de forma significativa es mayor en los vehículos modernos que en los antiguos.

$$R_a = \frac{1}{16} C_x \times S \times v^2 \quad (41)$$

donde C_x es el coeficiente aerodinámico, S es la superficie frontal del vehículo (m^2) y v es la velocidad (m/s).

- Energía cinética positiva (PKE): Esta métrica fue definida en [152] para medir la agresividad del conductor. El valor obtenido depende de la intensidad y frecuencia de las aceleraciones positivas. En (42) podemos ver como se calcula. La figura 29 muestra el efecto de la velocidad media y PKE en el consumo de combustible.

$$PKI = \frac{\sum (v_i - v_{i-1})^2}{d} \quad (42)$$

donde v_i es la velocidad de vehículo (m/s) y d es la distancia (metros) recorrida entre i e $i-1$.

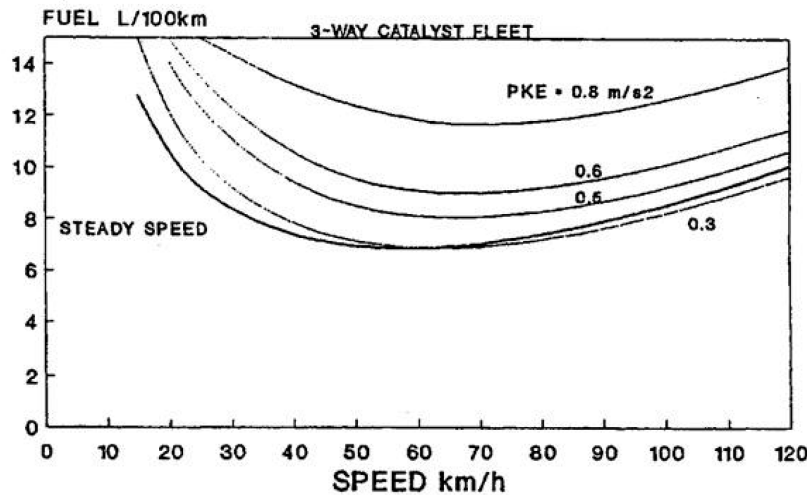


Figura 29. Consumo de combustible en función de velocidad media y energía cinética positiva (PKE).

Otro componente de los sistemas de lógica difusa son las reglas. El conjunto de reglas permite especificar el comportamiento de un conductor eficiente. Las reglas definidas son las siguientes:

- SI aceleración ES (brusca o suave) y desaceleración ES suave ENTONCES puntuación ES eficiente: Cada vez que el conductor usa el freno, la energía es desperdiciada. Por otra parte, cuando el conductor acelera, se requiere energía extra debido a la resistencia a la aceleración. Por lo tanto, si las aceleraciones son bajas e infrecuentes, el consumo también se mantendrá bajo. También debemos resaltar que si el conductor acelera bruscamente pero no frena a continuación, la energía requerida se está utilizando eficientemente.
- SI aceleración ES brusca y desaceleración ES brusca ENTONCES puntuación es ineficiente: El consumo de combustible se incrementa cuando el conductor frena con frecuencia e intensidad. Además, los componentes del vehículo como las ruedas o los frenos se desgastan antes. Un conductor eficiente minimiza la intensidad de las aceleraciones (positivas y negativas) en comparación con uno agresivo.
- SI velocidad del motor ES alta y carga del motor ES baja y velocidad del vehículo es (baja o normal) ENTONCES puntuación ES ineficiente: En este caso el motor no está trabajando en la región óptima. Esto significa que los gramos de combustible requerido para producir una determinada cantidad de energía podría reducirse cambiando de marcha y ajustando la posición del pedal acelerador.
- SI velocidad del motor ES baja y carga del motor ES normal ENTONCES puntuación ES eficiente: El rendimiento óptimo del motor se consigue cuando la velocidad del motor es baja y el pedal acelerador está presionado $\frac{3}{4}$ partes de su recorrido. Bajo estas condiciones, la cantidad de combustible requerida para producir una determinada cantidad de energía es mínima.
- SI velocidad del vehículo ES alta ENTONCES puntuación ES ineficiente: El consumo de combustible crece exponencialmente a partir de un límite de velocidad. Este límite depende del vehículo. Los conductores pueden conducir a alta velocidad en los vehículos modernos debido a las mejoras en la aerodinámica.
- SI PKE es alta ENTONCES puntuación es ineficiente: Un valor alto de PKE significa que el conductor ha acelerado con frecuencia e intensidad.
- SI PKE es baja ENTONCES puntuación es alta: Cuando el conductor es eficiente el valor de PKE es bajo ya que su conducción es suave (no acelera bruscamente).

Las variables de entrada tienen asociadas unas funciones de pertenencia. Estas funciones cuantifican el grado de pertenencia de un elemento "X" en un conjunto difuso "A". La figura 30 muestra las funciones de pertenencia para las variables: aceleración, velocidad del motor, carga del motor y velocidad del vehículo.

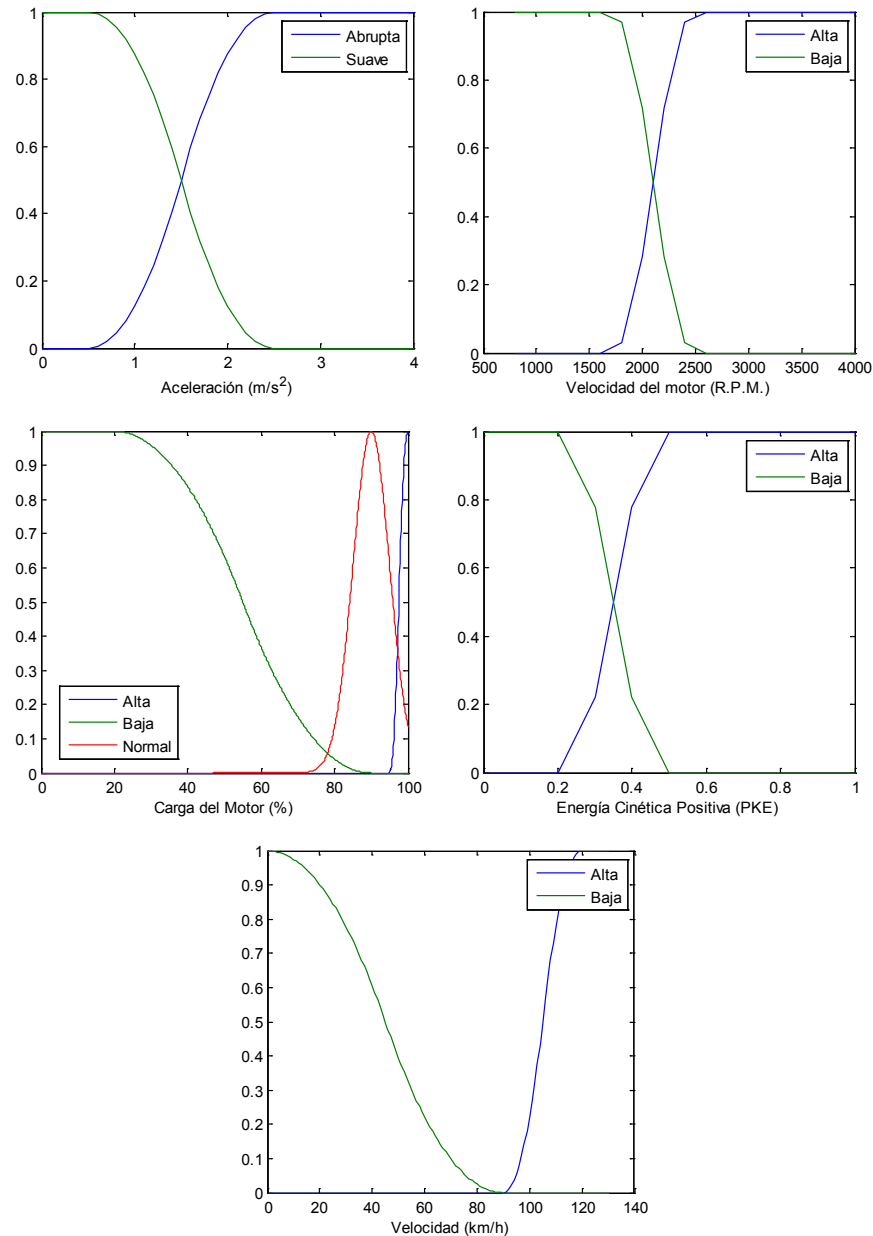


Figura 30. Funciones de pertenencia del sistema difuso.

La salida del sistema se normaliza entre 0 y 10. Para determinar el tipo de perfil de usuario se emplea la siguientes escala:

- <4.0: Usuario Agresivo
- [4.5-7]: Usuario Normal
- >7: Usuario Eficiente

5.4 Regiones ineficientes en recorridos habituales.

Durante la etapa de experimentación se observó que los conductores suelen realizar acciones ineficientes en los mismos lugares cuando conducen en trayectos habituales. Para reducir el consumo de combustible y la emisión de gases contaminantes se propone un sistema que avisa al usuario con antelación cuando se acerca a una región donde habitualmente suele actuar de forma ineficiente. La solución indica al usuario si debe

variar la velocidad o cambiar la marcha. Esta propuesta no obliga al conductor a cambiar de ruta a diferencia de otras propuestas.

Para detectar las regiones donde el conductor conduce ineficientemente se emplea la telemetría del vehículo y el sistema de lógica difusa descrito en el apartado anterior “Identificación del perfil de conducción”. Cuando el conductor se aproxima a una región ineficiente, el sistema predice si conducirá eficientemente o no. Si la probabilidad de conducir ineficientemente es alta, el sistema advierte al usuario. En la figura 31 podemos ver un esquema de la propuesta.

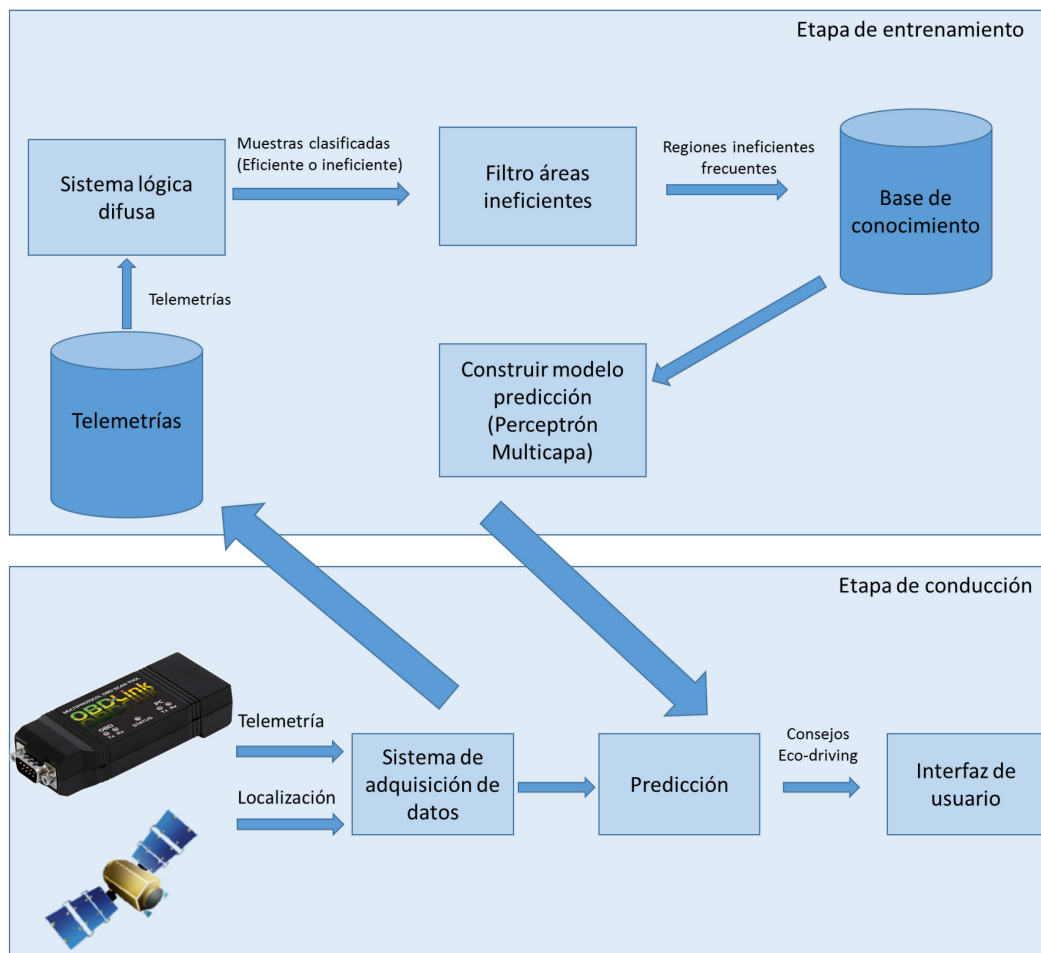


Figura 31. Algoritmo para la detección de regiones ineficientes en trayectos habituales.

El algoritmo propuesto consta de dos etapas. El objetivo de la primera etapa es detectar las zonas donde el conductor realiza de forma habitual acciones ineficientes y construir un modelo para predecir si va a volver a cometer esos errores. La segunda etapa sucede cuando el usuario está conduciendo por la ruta habitual y la solución predice si va a cometer acciones ineficientes basándose en el modelo generado previamente y en la telemetría actual del vehículo.

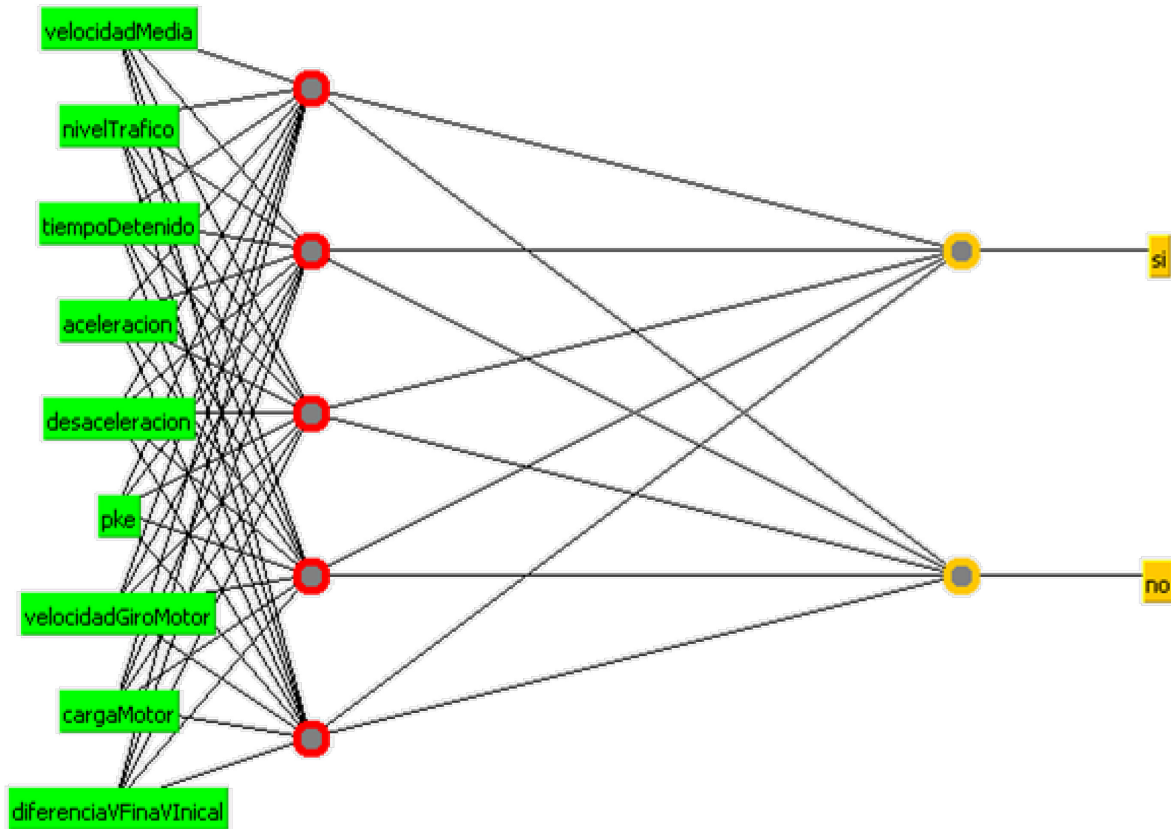


Figura 32. Red Neuronal Multicapa para la predicción del comportamiento del conductor.

El primer paso del algoritmo propuesto consiste en averiguar en qué regiones el conductor conduce ineficientemente. Para realizar esta tarea es necesario un gran número de muestras sobre conducciones realizadas siguiendo la ruta habitual. El sistema de lógica difusa evalúa al conductor desde el punto de vista de la eficiencia energética empleando estas muestras. Las variables de entrada son las siguientes:

- Aceleración
- Desaceleración
- Velocidad del vehículo
- Velocidad de giro del motor
- Carga del motor
- PKE (Energía cinética positiva)

El valor de estas variables es la mediana obtenida en la región analizada tomando muestras cada segundo. Se emplea esta medida estadística porque es menos sensible a los valores extremos. La salida es una puntuación comprendida entre 0 y 10. Una puntuación alta significa que el conductor está conduciendo eficientemente. Además, se tiene que fijar un umbral a partir del cual se considera que el conductor realizó una acción ineficiente en la región que se está evaluando. En esta tesis se considera que el usuario condujo ineficientemente en la región analizada cuando la puntuación obtenida es inferior a 5.

La longitud de la región analizada es otro parámetro importante en este algoritmo. Si la granularidad es muy pequeña, el sistema consumirá más tiempo de ejecución ya que el sistema difuso se tendrá que ejecutar más veces. Además, en este caso la solución podría penalizar acciones esporádicas debidas al entorno tales como frenar bruscamente porque está cruzando un peatón. Sin embargo, si la granularidad es muy alta, el sistema podría ser impreciso a la hora de establecer la localización de la zona donde el conductor realizó la acción ineficiente. En este trabajo se ha establecido que la región tenga una longitud de 100 metros. Este valor se ha obtenido de forma empírica y podría variar según la ruta.

Una vez que se han clasificado las muestras etiquetando las regiones en ineficientes o eficientes se aplica un filtro que selecciona las regiones en las que el porcentaje de muestras que fueron clasificadas como ineficientemente supera un umbral. En este trabajo se considera que es probable que el conductor conduzca ineficientemente en una zona cuando lo hizo un 60% de las veces durante el periodo de entrenamiento. Este valor fue obtenido empíricamente. El resultado de la aplicación de este filtro será la base de conocimiento que se empleará para construir el modelo de predicción. Para generar este modelo se emplea una red neuronal multicapa cuya estructura y variables de entrada se pueden ver en la figura 32.

5.5 Velocidad Media Óptima

Una de las formas de reducir las aceleraciones y desaceleraciones es circulando a una velocidad adecuada. Si el conductor conduce a una velocidad muy alta se verá obligado a frenar con frecuencia en el caso de que haya tráfico o algún elemento como curvas o señales de tráfico. La velocidad óptima depende de multitud de parámetros como el tráfico, la topología y tipo de carretera, las señales de tráfico y las condiciones meteorológicas. En este apartado se propone un algoritmo para estimar la velocidad media óptima para cada tramo de un trayecto. El algoritmo se basa en los algoritmos genéticos y emplea las telemetrías obtenidas previamente por otros vehículos junto con información sobre el estado de la carretera, hora y día de la semana en la que se circula para determinar la velocidad óptima y mostrarla al usuario. En la figura 33 se muestra un diagrama de flujo del algoritmo propuesto.

El primer paso consiste en dividir el trayecto en secciones. Para dividir el trayecto se pueden emplear diversos criterios. En nuestro caso, las divisiones se realizan atendiendo al tipo de vía. Después se obtiene información sobre el estado del entorno (densidad de tráfico y condiciones atmosféricas).

A continuación, para cada sección, se ejecuta el algoritmo genético que estimará la velocidad media óptima para ese tramo. El objetivo de este algoritmo es minimizar la función de coste cuya salida es un valor de aceleración para un determinado valor de velocidad media.

El algoritmo genético consta de los siguientes elementos:

Representación: El problema de optimización se define como un problema de optimización combinatorio. El trayecto se representan como vector donde cada posición se corresponde un tramo del viaje, y contiene la velocidad media y el tiempo que tarda en completarlo. La duración del tramo se estima asumiendo que el vehículo circula a la velocidad medida recomendada de forma constante. Por ejemplo, en la tabla 9, la segunda posición del vector indica que el vehículo debe circular a 90 Km/h en el segundo tramo del viaje y tardará 200 segundos en completarlo.

Tramo	1	2	3
Velocidad Media (Km/h)	25	90	65
Tiempo requerido para completar el tramo (segundos)	1000	200	234

Tabla 9. Representación de un individuo en el algoritmo genético.

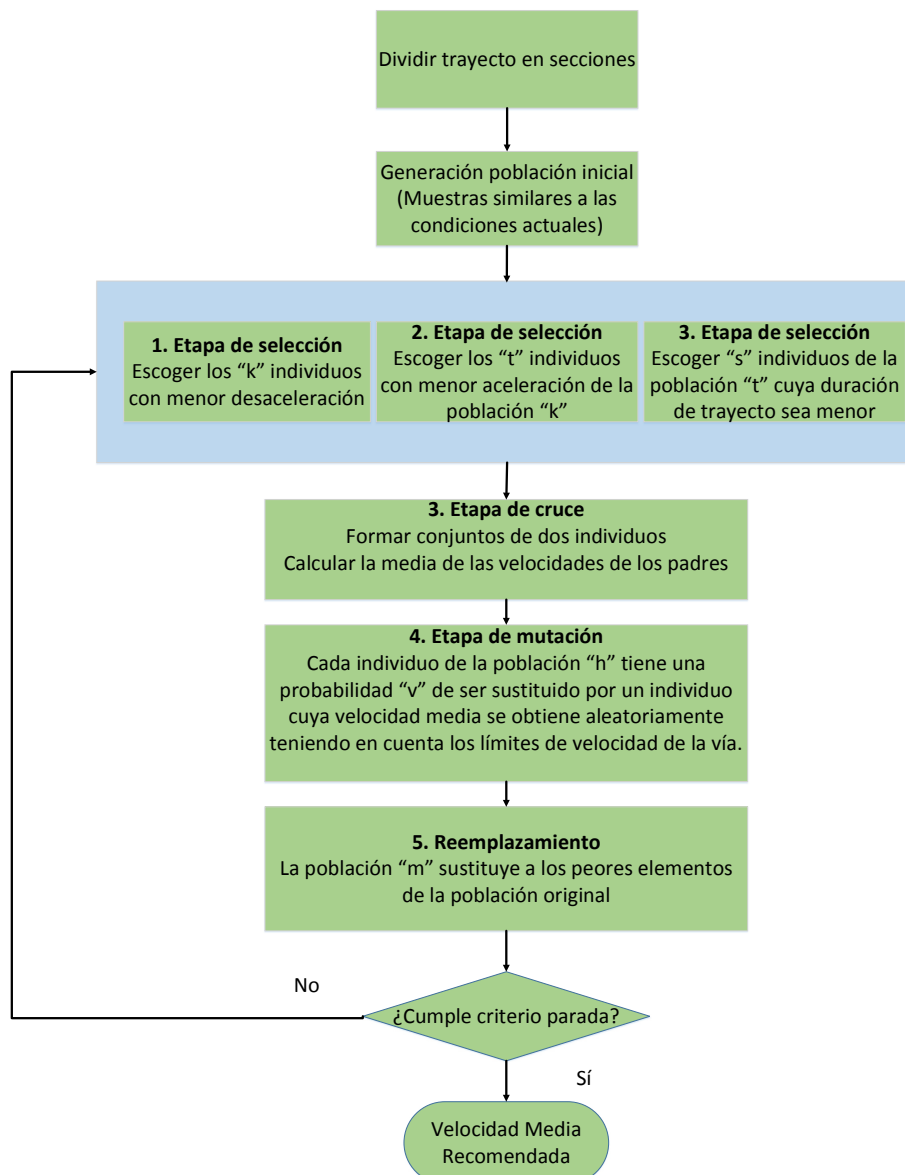


Figura 33. Algoritmo de estimación de la velocidad media.

Función de coste: El reto consiste en minimizar la intensidad de las aceleraciones (positivas y negativas) para ahorrar combustible. La función de coste tiene como parámetros de entrada:

- **Velocidad Media:** Su unidad es km/h y expresa la velocidad media óptima del tramo.
- **Nivel de tráfico:** Esta variable se refiere al estado actual del tráfico cuando el vehículo va a iniciar el trayecto. Es un número comprendido entre 0 y 5 donde 0 significa que no hay tráfico y 5 que hay mucho tráfico.
- **Puntuación:** Esta variable toma un valor comprendido entre 0 y 10 dependiendo del estilo de conducción del usuario. Para obtener este valor se emplea el sistema de lógica difusa descrito en la el apartado 5.3. Cada vez que el usuario finaliza un trayecto, el sistema de lógica difusa le asigna una puntuación. El valor de la variable “Puntuación” de la función de coste es la mediana de todas las puntuaciones que ha conseguido el conductor durante las pruebas.
- **Hora y día de la semana:** La velocidad media óptima en un tramo de carretera es un valor dinámico que cambia según el día y hora. Por ejemplo, es habitual que la velocidad media decrezca en hora punta y se incremente por la noche cuando la densidad de tráfico es menor.
- **PKE (Energía positiva cinética):** El valor de esta variable depende de la frecuencia e intensidad con la que el conductor acelera en sus recorridos. Para cada trayecto se obtiene un valor que se calcula mediante la ecuación descrita en el apartado 5.3. La función de coste tiene como valor de entrada la mediana de todos los valores PKE obtenidos durante los viajes.
- **Aceleración Típica del Usuario:** Su unidad es m/s^2 y su valor es la mediana de las aceleraciones positivas que realizó el conductor durante todos sus trayectos.
- **Desaceleración Típica del Usuario:** Su unidad es m/s^2 y su valor es la mediana de las desaceleraciones que realizó el conductor durante los recorridos.

La idea de esta función es, dada una velocidad media, predecir la mediana de la aceleración y desaceleración basándose en un análisis sobre el comportamiento del conductor y en el estado del tráfico. Para ello se emplean dos redes neuronales (una para predecir la desaceleración y otra para la aceleración) que tiene múltiples capas y cuya ventaja principal es que puede resolver problemas no lineales. Este tipo de algoritmos puede generalizar. Nosotros podemos clasificar un elemento basándonos en otros que han sido clasificados previamente. El número de capas determina el tipo de problema que puede resolverse. En este caso, la arquitectura de la MLP es 7x4x1 y fue obtenida tras la realización de numerosas pruebas. La figura 34 captura la arquitectura de la red neuronal empleada por el algoritmo de estimación de la velocidad óptima. La salida de esta red neuronal es una estimación de la aceleración o desaceleración en una sección de la carretera en función de la velocidad media y el tipo de conducción del usuario.

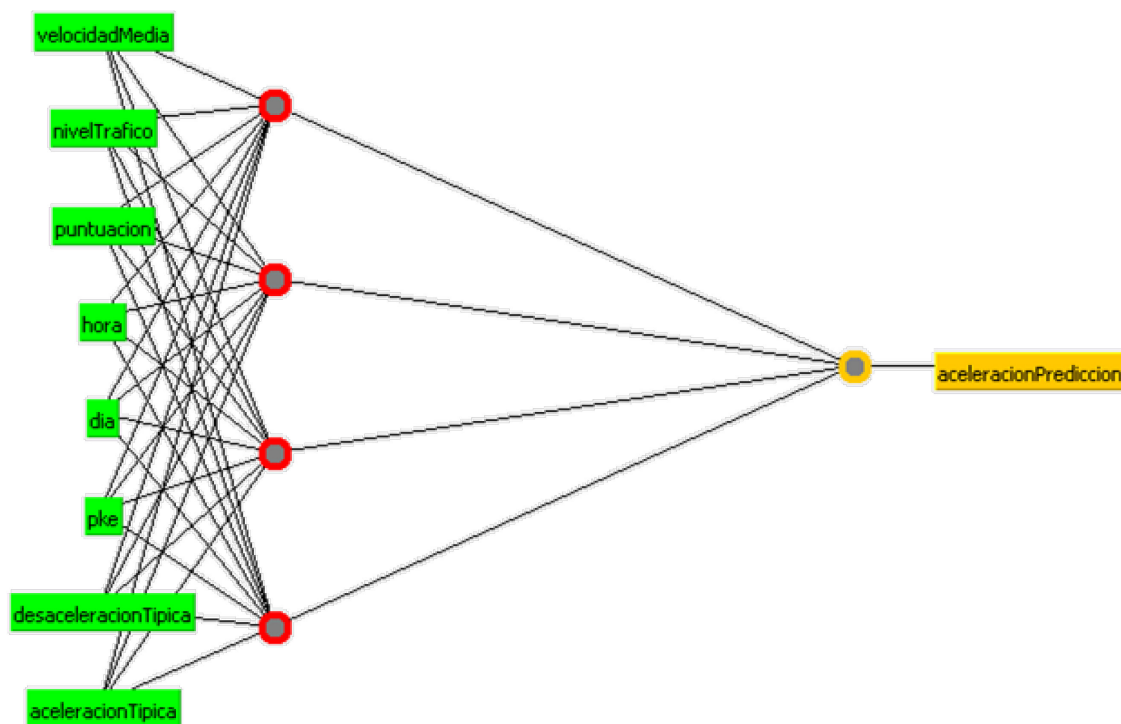


Figura 34. Red neuronal multicapa para la estimación de la aceleración.

Inicialización: La población inicial se puede obtener mediante experimentos previos o de forma aleatoria. En nuestro caso se obtiene de vehículos que han circulado por el tramo previamente, bajo condiciones similares a las actuales. De esta forma la solución convergerá más rápidamente. Además, para evitar que la solución sea un mínimo local se introduce una etapa de mutación donde cada individuo tiene una probabilidad “n” de ser sustituido por otro generado aleatoriamente.

Para recuperar las muestras que formarán la población inicial del algoritmo se tienen en cuenta los siguientes atributos de la telemetría:

- Hora y día de la semana: En varios estudios del estado del arte se señala la importancia de este atributo en el consumo de combustible, la velocidad media y el estilo de conducción. En hora punta es frecuente que las aceleraciones (positivas y negativas) y el consumo de combustible se incrementen. Al mismo tiempo, la velocidad media disminuye. Aunque la ruta, los vehículos y los conductores sean los mismos, la velocidad media cambia significativamente. Por esta razón es importante tener en cuenta sólo las telemetrías que fueron capturadas en intervalos de tiempo similares para estimar la velocidad media óptima.
- Densidad del tráfico: La frecuencias de las aceleraciones y desaceleraciones aumentan cuando la densidad del tráfico es elevada. Asimismo, la velocidad media disminuye. Esto es consecuencia del estado de la carretera y no de que el usuario conduzca a una velocidad inadecuada. En este caso, la velocidad media óptima debe adaptarse a las condiciones particulares del entorno.
- Estilo de conducción: Cambiar los hábitos de conducción del usuario es una tarea muy difícil. El usuario ignorará las recomendaciones si el sistema le

propone un cambio radical en su estilo de conducción. Por ejemplo, si en autovía el asistente aconseja al conductor que la velocidad media no supere los 90 km/h y el usuario está acostumbrado a conducir a 130 km/h, es muy probable que no disminuya la velocidad. Sin embargo, si la solución le indica que la velocidad media recomendable es 110 km/h, es posible que siga el consejo. El estilo de conducción se obtiene siguiendo la propuesta descrita en el apartado 5.3.

Selección: En la etapa de selección, el algoritmo elige los “k” individuos con mejor coste (aceleraciones positivas y negativas bajas). Después, se escogen los “t” individuos que tarden menos tiempo en completar el tramo. Por lo tanto, la solución no propondrá una velocidad demasiado baja. El objetivo es buscar un compromiso entre consumo de combustible y duración del trayecto. Además tenemos que tener en cuenta que, si la velocidad es demasiado baja se producirán dos sucesos negativos: el motor tendrá que estar en funcionamiento durante un mayor periodo de tiempo y no lo hará en la zona de mejor rendimiento. En el capítulo 2 (2.5.1) se vió como el rendimiento óptimo del motor se consigue cuando el pedal acelerador está presionado $\frac{3}{4}$ parte de su recorrido y se circula con marchas elevadas.

Cruce: En esta etapa se forman parejas de individuos de forma aleatoria. La única restricción es que un individuo no puede cruzarse con el mismo. Los valores de los atributos de los hijos se calculan siguiendo el siguiente procedimiento:

- Velocidad media: Se obtiene calculando la media de las velocidades de los padres.
- Duración del trayecto: Se estima asumiendo que el conductor conduce durante todo el tramo a la velocidad media recomendada.

Mutación: Cada hijo obtenido en la etapa de cruce tiene una probabilidad “k” de ser reemplazado por un individuo generado de forma aleatoria (respetando los límites de velocidad). El objetivo es ampliar el espacio de búsqueda para evitar soluciones locales.

Reemplazamiento: La nueva población reemplaza a los individuos con peor fitness de la población anterior. Es decir, aquellos cuya suma de la aceleración y desaceleración estimada, y duración del trayecto sean superiores.

Condición de parada: El algoritmo se detendrá cuando la diferencia entre el valor de fitness del mejor elemento de la generación nueva y de la generación anterior solo difieran 0.01 o cuando el tiempo de ejecución supere los 60 segundos. Estas condiciones de parada pueden ajustarse dependiendo de la desviación estándar obtenida en los resultados tras lanzar el algoritmo varias veces.

5.6 Algoritmo de estimación del patrón óptimo de velocidad

La velocidad óptima se puede obtener de vehículos que realizaron el trayecto previamente o siguiendo a conductores cercanos que son más eficientes que el usuario. Estos dos enfoques tienen ventajas e inconvenientes.

Mediante la primera alternativa podemos estimar la velocidad óptima evitando soluciones locales. En este caso se le indica al usuario en la pantalla del dispositivo móvil cual es la velocidad recomendada y su velocidad actual. Además, el color de la pantalla cambia en función de la acción que tenga que realizar el usuario para circular a la velocidad óptima. El color rojo indica que el usuario debe aumentar la velocidad, el

color verde que está circulando a la velocidad recomendada y el color azul que debe aumentarla. El inconveniente de esta solución es que el conductor tiene que desviar la atención al dispositivo móvil. Este problema podría ser resuelto si se integrase esta información en el parabrisas [153] o mediante dispositivos como Google Glass [154]. Sin embargo, este tipo de soluciones todavía se encuentran en desarrollo. Además, en la etapa de experimentación se exploraron otros mecanismos para informar al usuario como el uso del altavoz o de patrones vibratorios. Ambas soluciones fueron descartadas por resultar demasiado intrusivas o confusas.

La segunda alternativa no distrae tanto al conductor, pero el ahorro energético es menor que en la primera propuesta. Por otra parte, puede ocurrir que no haya ningún conductor eficiente cercano. Para evaluar la conducción se emplea el sistema de lógica difusa descrito en el apartado “Identificación del perfil de conducción (5.3)”. Una vez que se conoce quién es el conductor más eficiente, el sistema le indica al usuario mediante voz el modelo de vehículo y color. Además, la pantalla del dispositivo móvil muestra la matrícula.

En este trabajo se emplean las dos alternativas. En primer lugar se le indica al usuario cual es el conductor cercano que está conduciendo de forma más eficiente. En el caso de que no haya ningún conductor cercano eficiente, se emplean los patrones de velocidades obtenidos por otros vehículos anteriormente. Si ocurre esto tenemos que basarnos en los patrones de velocidades cuyas características sean más parecidas a las actuales. El procedimiento es el siguiente:

1. Ejecutar algoritmo de clustering Esperanza-Maximización teniendo en cuenta los siguientes criterios:
 - a. Hora y fecha
 - b. Estado del tráfico
 - c. Peso del vehículo
 - d. Consumo medio indicado por el fabricante
 - e. Potencia Motor
 - f. Superficie frontal
 - g. Coeficiente aerodinámico
2. Escoger los “n” patrones de velocidades con mejor puntuación. El resultado es un conjunto de patrones “y”. La puntuación se calcula empleando el sistema descrito en el apartado “Identificación del perfil de conducción (5.3)”.
3. Para estimar la velocidad segundo a segundo calculamos la mediana de la velocidad del conjunto de patrones “y”. El uso de esta medida evita tener que hacer un filtrado previo de las velocidades para eliminar valores extremos.

En la figura 35 podemos ver el patrón de velocidad de un usuario cuando no utiliza el asistente en comparación con el resultado obtenido cuando el sistema de recomendación de velocidad se encuentra activado. En el primer caso, el consumo de combustible fue 240 ml, y en el segundo 198.2 ml. La figura 36 muestra un diagrama del algoritmo propuesto para la obtención del patrón óptimo de velocidad.

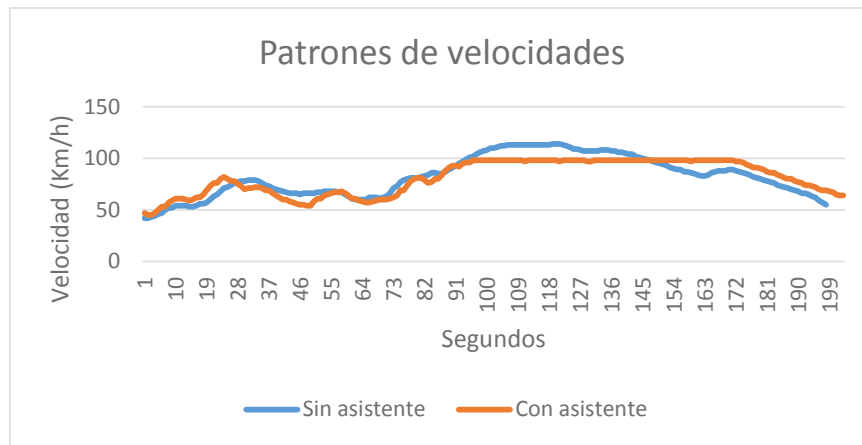


Figura 35. Comparación de patrones de velocidades.

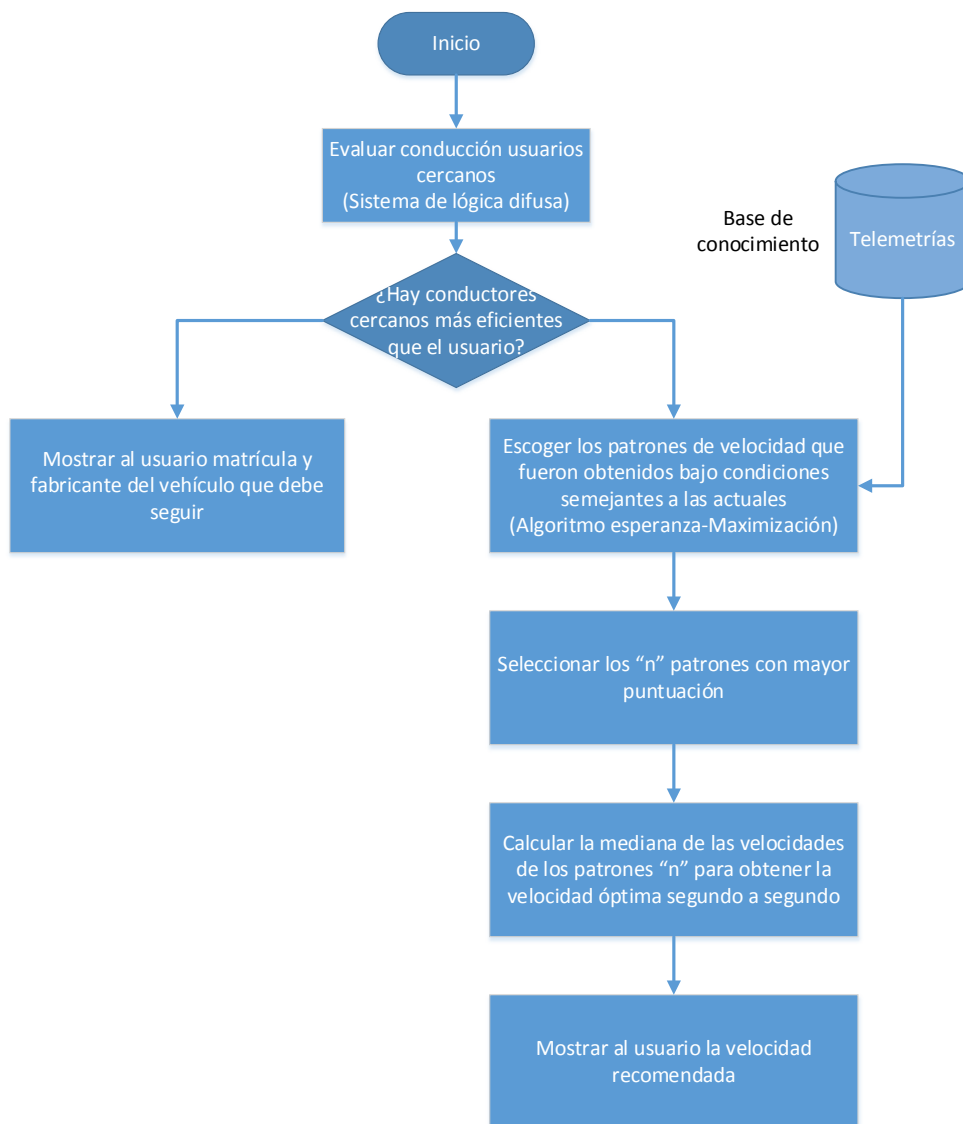


Figura 36. Algoritmo para la obtención del patrón óptimo de velocidad.

5.7 Patrón óptimo de desaceleración al aproximarse a señales de tráfico estáticas

En el entorno urbano es usual que el conductor tenga que utilizar el pedal freno debido a las señales de tráfico y a los peatones. En este apartado se propone un método para reducir el uso del pedal freno en este tipo de carretera. La solución consiste en un sistema experto, que basado en la detección o conocimiento de ciertas señales de tráfico, propone un patrón óptimo de desaceleración que minimiza el uso del pedal freno.

El sistema experto hace uso de la cámara del dispositivo móvil para monitorizar el entorno y reconocer señales de tráfico estáticas que obliguen o puedan obligar al conductor a detenerse. El sistema emplea una adaptación del algoritmo de Viola & Jones para el reconocimiento de las señales de tráfico. Cuando el vehículo se aproxima a una señal de tráfico, el algoritmo estima la distancia requerida para detenerse sin usar el pedal freno teniendo en cuenta el coeficiente de resistencia a la rodadura y la pendiente de la carretera. A continuación, el asistente emite el consejo apropiado para que el conductor frene de forma eficiente.

La figura 37 muestra la arquitectura del sistema implementado. El asistente monitoriza la imagen proveniente de la cámara del dispositivo móvil Android para detectar las señales de tráfico próximas. La imagen capturada por la cámara es pre-procesada mediante interpolación cúbica para ampliarla 10 veces. Sólo se amplía la mitad derecha de la imagen debido a la capacidad limitada de los procesadores incluidos en los dispositivos móviles. Este proceso nos permite reconocer señales hasta 20 metros a 9 frames por segundo (usando un Samsung Nexus S).

A continuación, el sistema trata de reconocer tres tipos de señales de tráfico en la imagen interpolada que pueden obligar al conductor a reducir la velocidad o detenerse: stop, ceda al paso y señales de paso de peatones. El clasificador empleado para el reconocimiento de señales se construye en el ordenador porque es el proceso más costoso desde el punto de vista computacional. El dispositivo móvil solamente se encarga de utilizar el clasificador para reconocer señales. Este proceso no requiere tanta potencia de procesamiento.

Para mejorar la distancia de anticipación se usa una base de datos que contiene las señales de tráfico geo localizadas que se han detectado previamente. Esta base de datos es compartida entre todos los usuarios y permite construir un mapa de señales de tráfico.

El siguiente paso consiste en obtener la localización de la señal de tráfico más cercana al vehículo. La distancia se calcula usando el sistema WGS 84 [155]. Este sistema de coordenadas geográficas mundial permite localizar cualquier punto de la Tierra por medio de tres parámetros: X (intersección del meridiano BIH y el plano del ecuador), Y (eje perpendicular a X y Z) y Z (dirección del polo de referencia del IERS). Finalmente, se estima el patrón óptimo de desaceleración freno. Dependiendo del resultado, el asistente aconseja al usuario que deje de pisar el pedal acelerador, que frene levemente o que lo haga bruscamente. También puede ocurrir que el recomendador no emita ningún consejo porque el vehículo se encuentre muy alejado del lugar donde se sitúa la señal de tráfico.

Estimación del patrón de desaceleración óptimo

Las desaceleraciones implican pérdidas de energía cuando se utiliza el pedal freno. Una forma de ahorrar combustible es maximizar el uso de freno “motor”. En este caso

se deja de demandar energía y la restante se emplea para llegar al destino. Para estimar la distancia requerida para detenerse sin usar los frenos circulando a una velocidad x_2 y en una localización particular x_1 se utiliza (43):

$$M \frac{dx_2(t)}{dt} = F_T(t) - F_R(t) \quad (43)$$

donde M , $F_T(t)$ y $F_R(t)$ son el peso del vehículo, la fuerza de tracción y la suma de todas las fuerzas de resistencia al movimiento, respectivamente. Para estimar la distancia requerida para detenerse podemos considerar, $F_T(t)$ como cero y la fuerza de resistencia al movimiento se puede calcular como:

$$F_R(t) = \frac{1}{2} C_D \rho_a A_V x_2^2 + \mu M g \cos \theta(x_1) + M g \sin \theta(x_1) \quad (44)$$

donde C_D , ρ_a , A_V , μ and $\theta(x_1)$ son el coeficiente aerodinámico, la densidad de tráfico, el área frontal del vehículo, el coeficiente de resistencia al rodamiento y la pendiente en función de la localización x_1 , respectivamente. La pendiente de la carretera se calcula utilizando dos coordenadas GPS consecutivas en, donde los ejes X e Y son el Este y el Norte de coordenadas UTM y el eje Z es la altura.

Las detenciones son causadas en su mayoría por señales de stop, semáforos, pasos de peatones o cedas al paso. Este tipo de señales se encuentra sobre todo en entornos urbanos. En este tipo de áreas la velocidad es moderada por lo que la primera parte de la ecuación puede ser ignorada y la fuerza de resistencia se puede aproximar mediante la siguiente ecuación:

$$F_R(t) = \mu M g \cos \theta(x_1) + M g \sin \theta(x_1) \quad (45)$$

El coeficiente de resistencia al rodamiento (μ) depende de un gran número de parámetros tales como: la superficie, el radio del neumático, el peso, la presión de las ruedas, la temperatura y la velocidad del vehículo. Sin embargo, este coeficiente se puede estimar usando la ecuación [100] mostrada a continuación:

$$\mu = \frac{k}{100} \left[5.1 + \frac{5.5+9p}{pn} + \frac{8.5+3p}{pn} * \left(\frac{v}{100} \right)^2 \right] \quad (46)$$

donde k es un coeficiente que depende del tipo de neumático (0.8 para los neumáticos radiales y 1 para los diagonales), p es el peso por rueda, pn es la presión de la rueda (Kg/cm^2) y v es la velocidad del vehículo (Km/h).

Finalmente, la distancia estimada para detener el vehículo cuando circula a una velocidad x_2 se estima mediante (7):

$$d_S \approx \frac{x_2^2}{2(\mu g \cos \theta(x_1) + g \sin \theta(x_1))} \quad (47)$$

El asistente avisa al usuario cuando la distancia estimada para detener el vehículo es igual a la distancia entre el lugar donde debe pararse y el vehículo. En este caso, el sistema recomienda al usuario que deje de presionar el pedal acelerador. Sin embargo, es posible que la distancia estimada para detenerse sin usar el pedal freno sea superior a la distancia entre el vehículo y el lugar donde tiene que pararse. En este caso el conductor tendrá que usar el pedal freno. Para calcular la intensidad con la que debe presionar el pedal se emplea la siguiente ecuación:

$$Y = -\frac{v_i^2}{2d} \quad (48)$$

Donde Y es el valor de desaceleración (m/s^2), v_i es la velocidad actual y d es la distancia entre el vehículo y el punto donde debe detenerse el vehículo. La intensidad con la que el usuario debe presionar el pedal freno dependerá del valor de Y . Si el valor de Y no excede -2 m/s^2 el sistema indicará al usuario que tiene que presionar el pedal freno de forma suave. En caso contrario el sistema requerirá que el usuario presione el pedal freno con intensidad. Este valor se ha obtenido experimentalmente y se debe ajustar según el vehículo empleado.

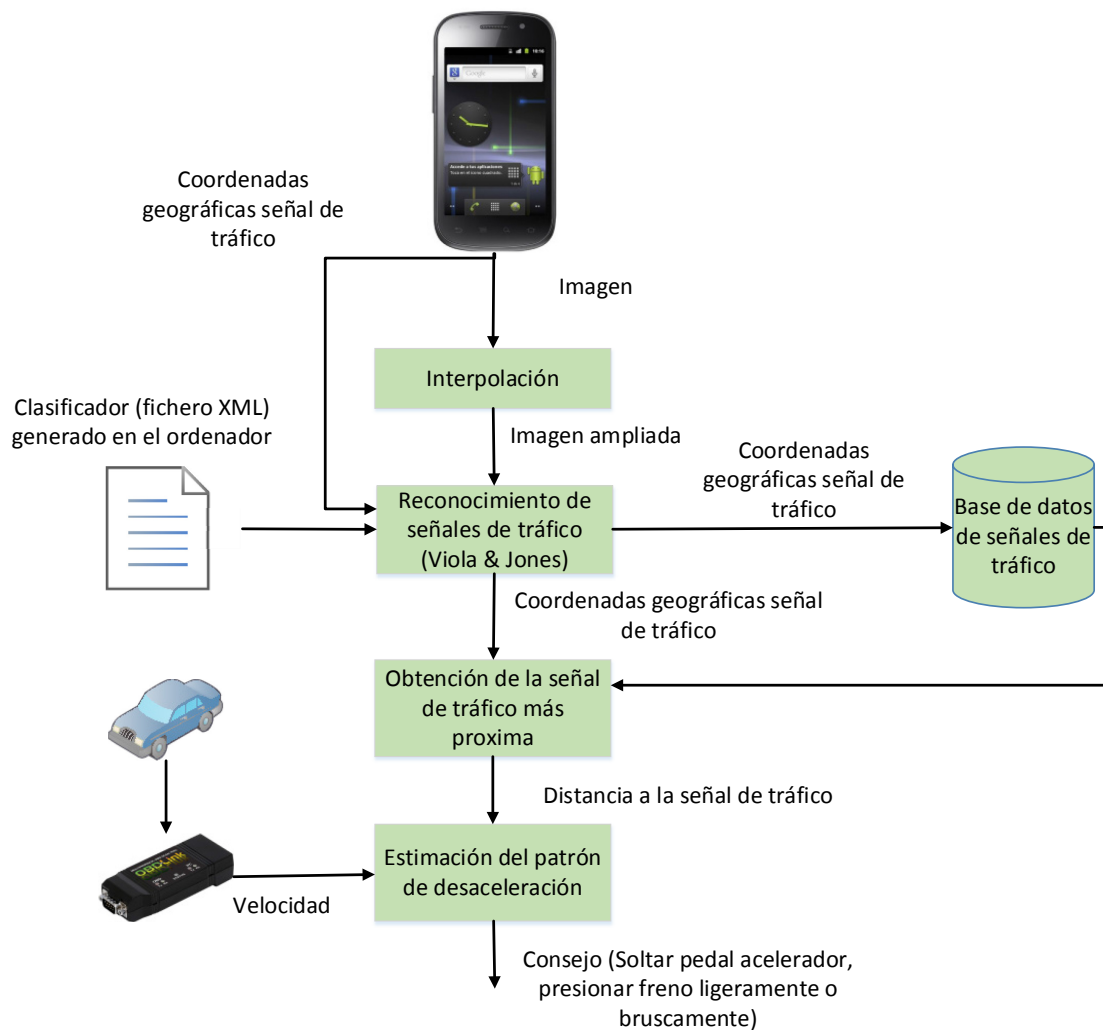


Figura 37. Arquitectura del sistema para la obtención del patrón de desaceleración óptimo al aproximarse a señales de tráfico.

5.8 Detección de eventos anómalos en carretera

Los eventos como accidentes de tráfico, averías de vehículos y condiciones atmosféricas adversas influyen de forma directa en el consumo de combustible y la emisión de gases contaminantes. El impacto de estos incidentes depende de su duración e intensidad. Además, los efectos negativos se ven acentuados en el caso de que el vehículo tenga que detenerse. Según diversos autores [156] [157], eliminar las paradas es más importante que las aceleraciones y desaceleraciones, tanto en ciudad como en

autovía. Es mejor evitar las paradas acelerando bruscamente que pararse. En los últimos años, algunos fabricantes (Peugeot, Ford, BMW, Citroën, etc.) incluyen sistemas “Start/Stop”, que minimizan el impacto de las detenciones en el consumo de combustible [158]. Sin embargo, estos sistemas se suelen ofrecer como un extra de equipamiento.

En este apartado se propone una solución para avisar al usuario con antelación cuando se produce un evento que pueda obligarlo a reducir la velocidad o detenerse. El objetivo es que el usuario cambie de ruta o adapte la velocidad para evitar tener que detenerse. Si el conductor frena gradualmente podría suceder que el atasco hubiese terminado antes de llegar al lugar donde se produjo. Esta solución disminuye la frecuencia de las aceleraciones y desaceleraciones así como su intensidad.

La arquitectura de la solución se compone de tres módulos principales: el sistema de adquisición de datos, el modelo de detección de eventos anómalos y módulo de obtención del patrón óptimo de desaceleración. Los vehículos están continuamente adquiriendo datos del puerto de diagnóstico OBD2 y el GPS de un dispositivo móvil Android. El puerto OBD2 nos permite conocer la velocidad del vehículo, la aceleración, la velocidad del motor y estimar el consumo de combustible (para validar el sistema). El GPS se emplea para obtener la localización del evento. Además, a partir de estos datos, podemos derivar otros como: número de paradas, tiempo máximo que el vehículo se encuentra detenido, duración media de las paradas, frecuencia de las aceleraciones y energía cinética positiva (PKE)

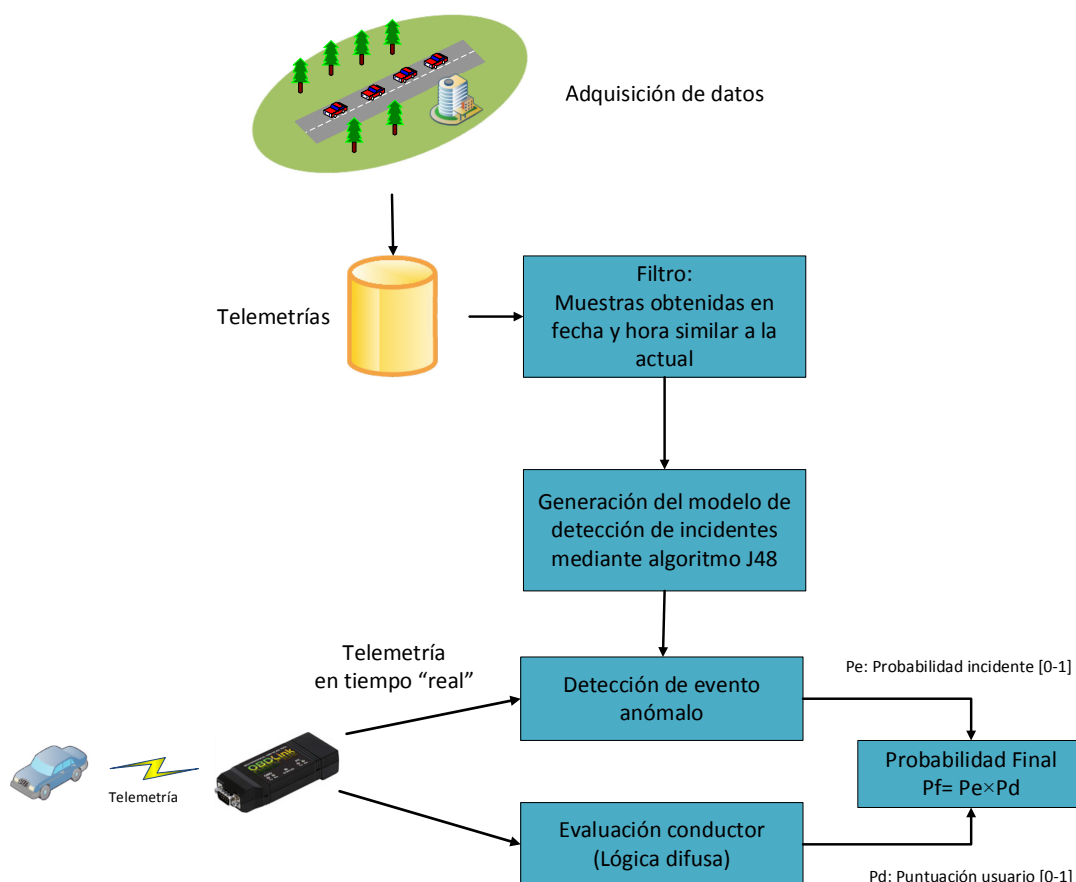


Figura 38. Sistema de detección de eventos anómalos.

Modelo de detección de eventos anómalos

En la figura 38 podemos ver un esquema del algoritmo propuesto para la detección de eventos anómalos. El primer paso consiste en un filtro que recupera las muestras que fueron tomadas en una fecha y hora similar a la que hay cuando se ejecuta la solución. Posteriormente se ejecuta el algoritmo J48. Este algoritmo es una implementación de Weka [111] del C4.5 propuesto por [110]. Las variables de entrada son las siguientes:

- **Velocidad Media:** La disminución de la velocidad media habitual en una región suele ser provocada por eventos como: accidentes de tráfico, tráfico denso o condiciones atmosféricas adversas.
- **Número de veces que se detiene el vehículo:** Cuando se produce un evento anómalo es usual que disminuya el tiempo entre parada y parada. Durante las pruebas se ha observado una relación muy fuerte entre el aumento en la frecuencia de las paradas y la ocurrencia de un evento en carretera.
- **Tiempo máximo vehículo detenido:** Es habitual que el tiempo que un vehículo se encuentra detenido se incremente cuando se produce un evento anómalo en comparación con cuando la parada se debe a una señal de tráfico.
- **Tiempo medio parado:** El tiempo medio que un vehículo se encuentra detenido aumenta cuando se produce un incidente respecto al tiempo obtenido cuando el estado de la carretera es normal.
- **Aceleración y desaceleración media:** La intensidad de las aceleraciones (positivas y negativas) aumenta ante la presencia de incidentes con independencia del estilo de conducción del usuario.
- **Número de desaceleraciones:** El conductor se ve obligado a realizar frecuentemente correcciones en la velocidad cuando hay incidentes. Un incremento en esta variable es un buen indicador sobre la presencia o no de incidentes.
- **Energía cinética positiva (PKE):** Esta variable es una medida de la agresividad del usuario cuyo valor depende de la frecuencia e intensidad de las aceleraciones positivas. Sin embargo, durante la experimentación, se ha observado que su valor se incrementa cuando hay algún incidente, aunque el conductor tenga un perfil eficiente.

El clasificador J48 obtiene la probabilidad de que esté sucediendo un evento anómalo en la carretera. Sin embargo, es posible que el resultado no sea preciso en el caso de que el conductor tenga un estilo de conducción ineficiente. Para resolver este problema, la probabilidad final de que esté ocurriendo un incidente depende de la probabilidad obtenida por el algoritmo J48 y de la calificación del conductor. La calificación se calcula mediante el sistema de lógica difusa expuesto en el apartado “Identificación del perfil de conducción (5.3)” y el resultado se normaliza en el intervalo de 0 a 1. Una puntuación alta (cercana a 1) indica que el usuario es eficiente, y por tanto, el resultado del algoritmo J48 es fiable. La telemetría que utiliza el sistema difuso para determinar el grado eficiencia del conductor es un histórico de los valores que ha obtenido el conductor durante todos sus trayectos.

5.9 Consejos de conducción eficiente en tiempo “real”

El usuario necesita adquirir unos conocimientos para conducir eficiente. Este conocimiento se puede obtener mediante simuladores o clases de conducción. El problema de este tipo de soluciones es que el conductor tiene que recordar las reglas de conducción eficiente. En este apartado se propone monitorizar constantemente el comportamiento del usuario mediante el puerto OBD2. El asistente avisa al usuario cuando detecta alguna acción ineficiente y le indica que error ha cometido. El objetivo es que el usuario no vuelva a cometer acciones ineficientes. Las reglas evaluadas son las siguientes:

- Evitar aceleraciones bruscas: La intensidad y frecuencia de las aceleraciones tiene un impacto importante en el consumo de combustible debido al aumento de la demanda de la energía. Este incremento se debe a que el vehículo tiene que vencer una fuerza de resistencia al movimiento denominada “fuerza de aceleración” que es proporcional a la masa del vehículo y a la intensidad de la aceleración. La tabla 10 muestra el consumo de combustible medio cuando se agrupan las aceleraciones en función de su intensidad. Para hacer estas pruebas se utilizó un Citroen Xsara Picasso 1.6 HDI 110 CV. En esta tabla se puede observar como el consumo de combustible aumenta de forma considerable cuando el usuario acelera con una intensidad superior a 2 m/s^2 . Este valor podría cambiar según el vehículo empleado.

Aceleración (m/s^2)	Consumo de combustible (l/km)
0.5 - 1	5.78
1 - 1.5	6.03
1.5 - 2	6.13
2 - 2.5	7.08
2.5 - 3	7.54
>3	8.17

Tabla 10. Aceleración vs Consumo de Combustible.

- Evitar desaceleraciones bruscas: Anticipar las situaciones en las que el usuario tiene que parar o disminuir la velocidad está relacionado positivamente con la optimización del consumo de combustible. El uso del pedal freno tiene un impacto en el consumo. Primero, la energía que ya se ha producido se pierde en forma de calor. Por otra parte, el usuario requiere energía extra para volver a la velocidad anterior debido a la fuerza de resistencia a la aceleración. La tabla 11 captura la diferencia entre el consumo de combustible antes de pisar el pedal

freno y hasta que el vehículo vuelve a la velocidad previa antes de frenar. El vehículo empleado para hacer esta prueba fue un Citroen Xsara Picasso 2.0 HDI 90CV.

Consumo de combustible (l/100km)

Antes	Después
8.58	9.97
10.39	10.87
2.78	4.66
3.61	4.48
3.53	4.57

Tabla 11. Aumento del consumo de combustible debido a las desaceleraciones bruscas.

- Conducir a velocidad constante: El consumo de combustible es menor cuando las variaciones de velocidad son pequeñas en comparación con la velocidad media. Esto se debe a que cuando el vehículo disminuye la velocidad, la energía se desperdicia, y cuando aumenta, se requiere energía extra para alcanzar la velocidad deseada. La figura 39 captura el consumo medio (eje Y) en función del ratio desviación estándar (eje X) de la velocidad entre velocidad media ($\text{std}/v_{\text{Media}}$). La tabla 12 muestra el valor medio del consumo de combustible de la figura 39 considerando diferentes intervalos del ratio (desviación estándar de velocidad/velocidad media).

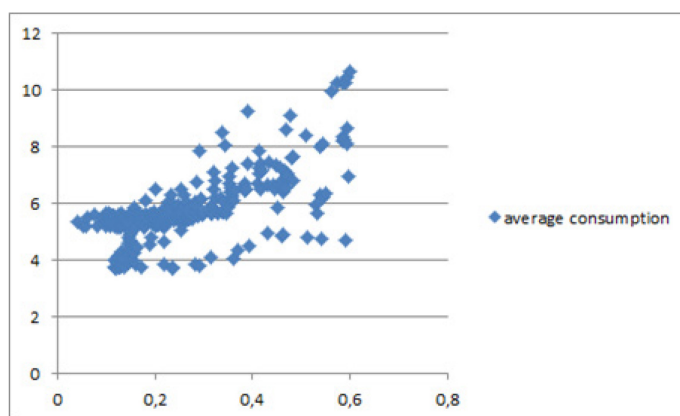


Figura 39. Consumo medio de combustible (l/100 km) versus ratio desviación estándar/velocidad media

Std/vMedia	Consumo Combustible Medio (l/100km)
0 - 0.1	5.39
0.1 - 0.2	5.18
0.2 - 0.3	5.52
0.3 - 0.4	6.25
0.4 - 0.5	6.85
0.5 - 0.6	7.81

Tabla 12. Valores medios de la figura 39

- La velocidad de giro del motor debe encontrarse en el intervalo de funcionamiento óptimo: El consumo de combustible depende de la posición del pedal acelerador y de la marcha. Los fabricantes de vehículos suministran curvas par-motor que nos permiten conocer las regiones óptimas de funcionamiento del motor. En muchos vehículos, en el cuentarrevoluciones se indica mediante el color verde cual es el intervalo de revoluciones óptimas. Normalmente la región óptima se consigue con el pedal acelerador presionado $\frac{3}{4}$ partes del recorrido y con marcha engranada alta. No obstante, tenemos que tener en cuenta que si la velocidad de giro del motor es demasiado baja, el consumo de combustible se incrementa ya que hay que inyectar combustible para que el motor no se detenga. En la figura 40 podemos ver el consumo de combustible a la misma velocidad (45 Km/h) con diferentes marchas.

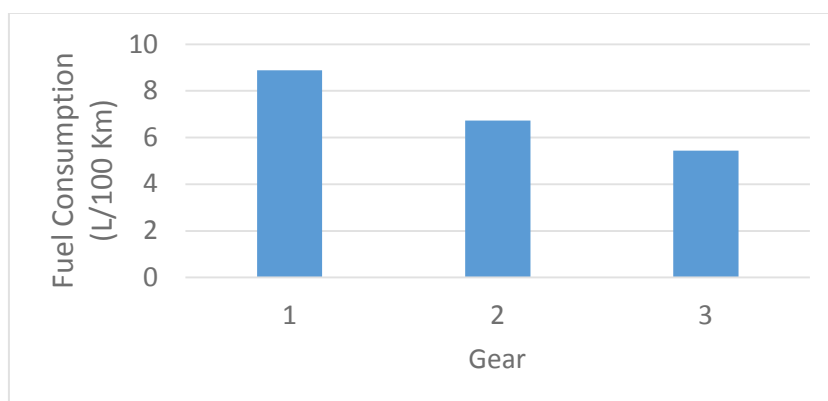


Figura 40. Consumo de combustible a la misma velocidad con diferentes marchas.

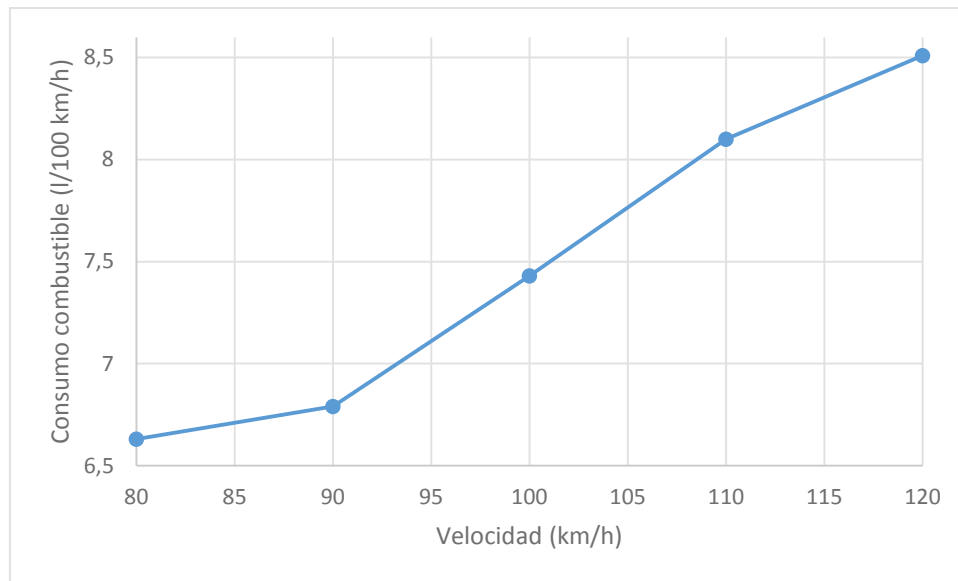


Figura 41. Consumo de combustible en función de la velocidad.

- El conductor no debe circular a velocidad alta: El consumo de combustible se incrementa debido a la fuerza de resistencia aerodinámica (49). Sin embargo, en los últimos años se ha mejorado la aerodinámica de los vehículos. Los coches nuevos pueden circular a mayor velocidad que los coches antiguos sin que influya de forma significativa en el consumo de combustible. Por tanto, el límite de velocidad se debe ajustar según el vehículo. En la figura 41 se muestra el consumo de combustible medio (l/100 km) en función de la velocidad (km/h) de un Citroën Xsara Picasso 1.6 HDI.

$$R_a = \frac{1}{16} C_x \times S \times v^2 \quad (49)$$

Donde C_x es el coeficiente aerodinámico, S es la superficie frontal del vehículo (m^2), and v es la velocidad (m/s).

5.10 Consejos basados en la conducción de otros usuarios

El estilo de conducción se ve condicionado por el tipo y características de la carretera. Por ejemplo, si la vía tiene muchos semáforos, el porcentaje de aceleraciones se incrementará con independencia del estilo de conducción. En este apartado se propone basarse en la conducción de otros usuarios que han realizado el trayecto previamente para generar consejos de conducción eficiente adaptados al tipo y estado de la carretera. En la figura 39 podemos ver un esquema del sistema propuesto.

El primer paso consiste en obtener las condiciones actuales del entorno (tráfico y meteorología) y puntuar la conducción del usuario. Para evaluar al conductor se emplea el sistema de lógica difusa presentado en el apartado 5.3 denominado “Identificación del perfil de conducción”. A continuación, se recuperaran las telemetrías de otros vehículos que han realizado el recorrido previamente. No es posible realizar una comparación directa entre los conductores, ya que si las condiciones fueron distintas los resultados podrían ser erróneos. Para resolver este problema se ejecuta el algoritmo de clustering Esperanza& Maximización [107]. Este se basa en la obtención de la función de densidad a la que pertenecen los datos, y nos permite recuperar las muestras de conducción que fueron capturadas en un escenario similar. El algoritmo tiene como parámetros de entrada:

- Hora y fecha
- Estado del tráfico
- Peso del vehículo
- Consumo medio indicado por el fabricante
- Potencia Motor
- Superficie frontal
- Coeficiente aerodinámico

Finalmente, se ordenan las telemetrías por puntuación y se seleccionan aquellas cuya calificación es superior al valor de tercer cuartil. A continuación se calcula la mediana para cada variable y se compara con el valor obtenido por el usuario. El resultado es la emisión de algunos de los siguientes consejos:

- No debe acelerar (o frenar) bruscamente
- Debe conducir a velocidad constante
- Debe circular con marchas más elevadas
- Debe reducir la velocidad
- Disminuya la frecuencia de las aceleraciones

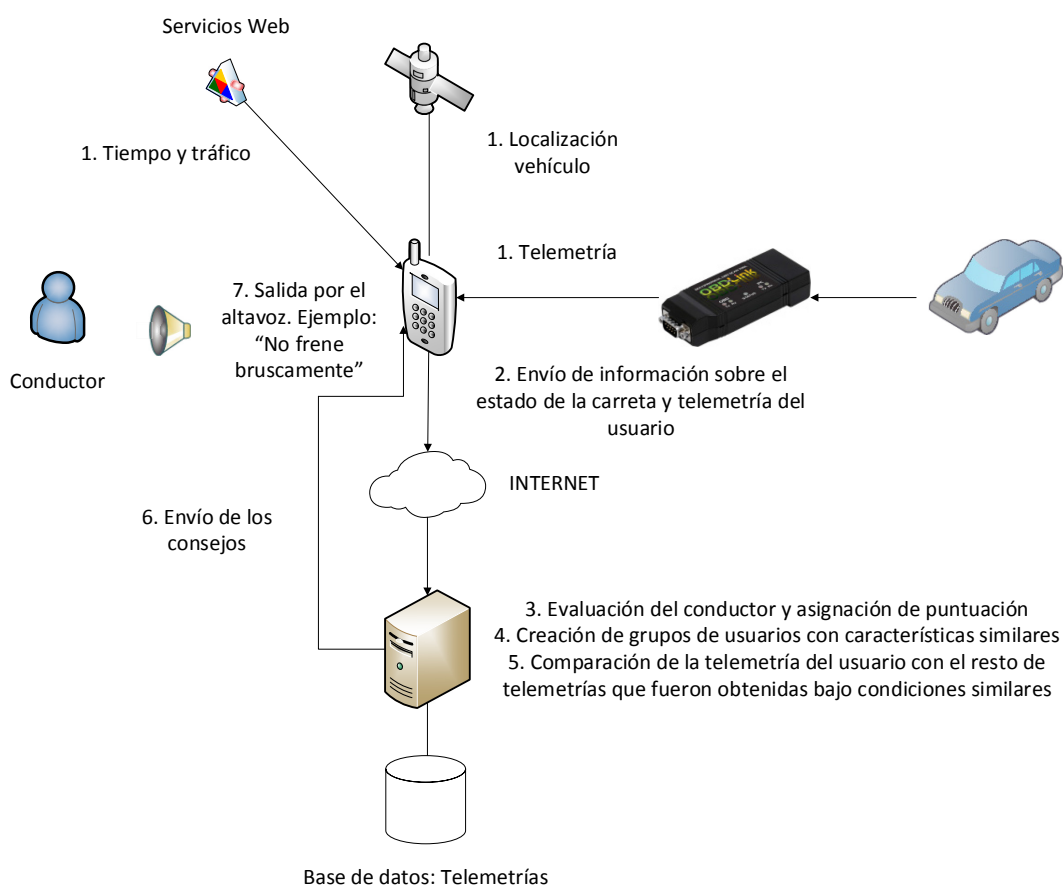


Figura 42. Sistema para la generación de consejos basados en la conducción de otros usuarios.

5.11 Métodos para motivar al conductor

El estilo de conducción tiene un efecto directo en el consumo de combustible de los vehículos. Un conductor agresivo demanda y desperdicia mucha energía. Conducir sin exceder un límite de velocidad, acelerar y frenar suavemente, cambiar la marcha apropiadamente y mantener la velocidad relativamente constante contribuyen a ahorrar combustible y reducir la emisión de gases contaminante. Adoptando un estilo de conducción eficiente, el conductor puede ahorrar hasta un 25% [159] [160] de combustible y reducir el gasto mecánico debido al menor desgaste de los componentes del vehículo. Sin embargo, el usuario tiene que conocer que acciones son ineficientes, y además, es necesario algún tipo de motivación para que conduzca eficientemente [127] [148].

El interés por el consumo de combustible en los vehículos es reciente. Hasta hace unos años el consumo de combustible no era un elemento decisivo en la compra de un vehículo. Los conductores tenían como elementos prioritarios el precio y la potencia. Sin embargo, encuestas recientes señalan que el consumo se ha convertido en uno de los factores más importantes en la elección de un vehículo [161]. Según diversos estudios, este creciente interés está vinculado al aumento del precio del combustible. No obstante, este factor no se considera suficiente para motivar a los conductores [162].

Por otra parte, en los últimos años, los gobiernos están exigiendo a los conductores que tengan una técnica de conducción eficiente para obtener la licencia de conducción. Por ejemplo, en España, desde el 21 de Enero del 2013 los examinadores evalúan si el estudiante conduce con marchas elevadas, se anticipa al flujo de tráfico y acelera o frena suavemente. Sin embargo, la efectividad del aprendizaje depende de la estimulación. En numerosos trabajos previos se observa que los usuarios son reacios a cambiar su estilo de conducción. Además, se produce una deterioración en el tiempo. Por lo tanto, es necesario un método para animar continuamente al usuario a conducir eficientemente.

Un mecanismo que se puede utilizar para motivar a los usuarios es el que conoce con el nombre de “Gamificación”. Esta técnica consiste en utilizar elementos de los juegos como el reto, la competitividad y la progresión en un contexto distinto para lograr que el usuario realice tareas arduas o difíciles. En esta tesis se emplea un sistema de puntos basado en la lógica difusa (5.3). Los puntos dependen de cómo haya conducido el usuario desde el punto de vista de la eficiencia. El reto en este caso es cumplir con las reglas de eco-driving. El sistema de puntuación ha sido implementado utilizando la API de “Google Play Game Services” [163]. Esta API facilita la creación de un ranking entre los usuarios del asistente y la compartición de la puntuación con amigos añadiendo un componente social a la solución.

Otro método de la gamificación son los logros. Este mecanismo se puede utilizar para guiar al usuario en el aprendizaje mediante logros que requieren varios pasos para desbloquearlos o para fomentar que cumplan unos objetivos concretos. También sirven para animar al usuario a superar retos difíciles. Los logros son especialmente útiles con los jugadores con perfil “explorador” y “ganador”. En la sección 4.3 podemos ver una descripción de los perfiles de los jugadores. En la tabla 12 se muestran los logros que se definen en esta propuesta para ahorrar combustible.

Logro	Dificultad
Obtener 5 puntos	Baja
Obtener 7 puntos	Media
Obtener 10 puntos	Alta
Completar una vuelta sin desacelerar bruscamente	Alta
Completar una vuelta sin frenar bruscamente durante más del 0.5% de la duración del trayecto	Baja
Completar una vuelta sin acelerar bruscamente durante más del 1% de la duración del trayecto	Media
Completar una vuelta sin acelerar bruscamente durante más del 2% de la duración del trayecto	Baja
Completar una vuelta sin variar la velocidad más de 20 km/h en 5 segundos	Baja
Obtener un valor de PKE inferior a 0.30	Baja
Obtener un consumo de combustible medio inferior o igual al indicado por el fabricante más 0.2 l/100 km durante una vuelta	Alta
Desbloquear todos los logros	Alta

Tabla 13. Logros del asistente de conducción eficiente.

5.12 Comunicación con el usuario

La interfaz de usuario es un aspecto muy importante en los asistentes de conducción. Conducir es una tarea muy compleja en la que el usuario tiene que realizar varias acciones al mismo tiempo. En este caso, lo más importante es que el usuario no se distraiga y tenga en todo momento conocimiento sobre el estado de su entorno más cercano.

Las distracciones debido a la manipulación de dispositivos como GPS o teléfonos móviles son la causa de un gran número de accidentes [164]. Cuando diseñamos un sistema de información para los vehículos es importante asegurarse que las recomendaciones y los métodos para transmitirlos no afecten negativamente al procesamiento cognitivo y al rendimiento de la conducción. El asistente de conducción eficiente tiene que ser lo menos intrusivo posible. En numerosos trabajos se concluye que emplear como método de comunicación el sonido o la voz [165] causa menos distracciones siempre y cuando se cumpla con una serie de requisitos:

- Las instrucciones deben ser claras y sencillas de entender
- Se debe minimizar la intervención del usuario
- El sintetizador de voz debe ser parecido a la voz humana

No obstante, en [137], los autores señalan que si la información visual se sitúa en un lugar que evite que el conductor tenga que dejar de mirar la carretera, los efectos negativos de estos sistemas en la atención del usuario son menores. En esta dirección, empresas como Toyota, Garmin, Audi, Peugeot, están investigando el uso del sistema que muestra la información en el cristal delantero del vehículo. Estas soluciones se conocen con el término de “Head-Up Display” (HUD).

HUD se basa en el principio de reflexión de la luz sobre el vidrio. Para que la imagen sea nítida se hace más opaca una región del cristal o se introduce una lámina específica adherida al vidrio. Otras soluciones más modernas emplean el efecto de la polarización. En este caso, tanto la luz como la superficie sobre la que se proyecta está polarizada por lo que se comporta como una superficie opaca, pero sólo para la luz que se emite en una determinada dirección. Por lo tanto, el conductor puede seguir viendo el exterior. Este tipo de interface en combinación con la realidad aumentada permitirá en un futuro mejorar la seguridad. Por ejemplo, se podrían acentuar las líneas que delimitan los carriles u otras señales de tráfico cuya visibilidad sea deficiente. Este tipo de soluciones permiten reducir la tensión y el stress del conductor.

Otras propuestas consisten en utilizar patrones de vibración para transmitir información al usuario. En [166], el autor propuso dos soluciones: aplicar vibración en el cinturón de seguridad o en el asiento. La conclusión fue que no se observan mejoras significativas cuando se aplica la vibración en el asiento. El autor indica que es mejor emplear el cinturón de seguridad. Esta solución reduce la carga cognitiva. Sin embargo, requiere realizar una instalación especial en el vehículo. Por otra parte, en la etapa de experimentación de esta tesis, se observó que hay usuarios que no son capaces de relacionar el patrón de vibración con la acción que deben realizar.

Otro problema es que algunas veces las vibraciones no son detectadas por el conductor o las siente cuando realmente el sistema no está transmitiendo ninguna información [167]. Este último caso es muy común. Aproximadamente un 80% de personas ha imaginado alguna vez que el teléfono vibraba cuando no era cierto. Lo mismo ocurre con el timbre del teléfono, aunque en este caso el porcentaje es menor (30%). En la figura 43 se muestran varias alternativas para comunicarse con el usuario.

En este trabajo los consejos se muestran por pantalla y se emiten por el altavoz del dispositivo móvil. Además se emplea un código basado en el color para indicar al usuario si debe aumentar o reducir la velocidad. Si la pantalla tiene un fondo rojo significa que debe frenar, azul indica que debe acelerar y verde que la velocidad es correcta. Las recomendaciones emitidas por el altavoz son breves y claras como: “No acelere bruscamente” o “Disminuya la velocidad X km/h”.



Figura 43: Interfaces de usuario: HUD, reloj con vibración, voz.

Capítulo 6. Experimentación y resultados

En el capítulo 5 se describieron las diferentes propuestas para ahorrar combustible y reducir la emisión de gases contaminantes. En este capítulo se presentan los experimentos más destacados que se han realizado durante la tesis para validar la solución. Se comienza analizando qué incentivos se deben utilizar según la conducción del usuario (agresiva, normal o eficiente). A continuación se estudia el ahorro de combustible que se consigue mediante las soluciones propuestas en este trabajo. Finalmente, se muestran los resultados obtenidos tras usar habitualmente el asistente y se indaga en el impacto que tiene el uso de la gamificación para motivar al usuario a conducir de forma eficiente.

6.1 Incentivos para ahorrar combustible según el tipo de conductor

6.1.1 Descripción y objetivos.

En el capítulo 2 se vio que cambiar el comportamiento de las personas es muy difícil. El conductor necesita motivación y retroalimentación para mantener el estilo de conducción eficiente. Además, la conducción es una tarea muy compleja en la que el conductor tiene que realizar varias tareas de forma simultánea. Por lo tanto, en este escenario, conducir de forma eficiente no suele ser prioritario para los conductores. En este entorno, los incentivos resultan indispensables para que el usuario cambie sus hábitos de conducción hacia unos más eficientes. Este experimento pretende averiguar que incentivos se deben utilizar según el tipo de conducción para conseguir que el usuario aplique las reglas eco-driving. Además, se analizará el efecto que tienen en el consumo de combustible y en la mejora del estilo de conducción.

Objetivos:

- Identificar qué tipo de incentivo se debe emplear según el perfil del usuario
- Comprobar que el uso de los incentivos mejora la respuesta del usuario a los consejos emitidos por el asistente de conducción eficiente propuesto en esta tesis.

6.1.2 Configuración del experimento

En este experimento los usuarios contaban con un asistente que les advierte cuando no cumplen con algunas de las siguientes reglas de conducción eficiente:

- Se deben evitar las aceleraciones bruscas (positivas y negativas). En este experimento el umbral para considerar que una aceleración o desaceleración es brusca fue 1.5 m/s^2 . Este umbral se obtuvo de forma empírica.
- La velocidad del vehículo no debe ser mayor de 110 km/h. Este límite ha sido obtenido de forma empírica y puede cambiar según el modelo de vehículo.
- Las revoluciones del motor no deben ser superiores a 2000 en los vehículos diésel y 2500 en los vehículos de gasolina.
- La velocidad del vehículo no debe variar más de 20 Km/h en 5 segundos.

Los participantes fueron 18 conductores con edades comprendidas entre los 25 años y 60 años. De los 18 participantes 6 eran mujeres y el resto hombres. Los conductores participantes en el experimento fueron categorizados en agresivos, normales o eficientes según el valor medio de la intensidad de sus aceleraciones (positivas y negativas) y el valor de la energía positiva cinética (PKE) que se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$PKE = \frac{\sum(v_i - v_{i-1})^2}{d} \quad (50)$$

donde:

- v_i es la velocidad de vehículo (m/s)
- d es la distancia (metros) recorrida entre i e $i-1$.

El trayecto para realizar las pruebas se localiza en Granada (España). Esta ruta tiene una longitud de 8.3 Km y la duración según Google Maps es de 15 minutos. El trayecto se compone de cuatro tramos. El primer tramo es carretera urbana, la longitud es 1.2 Km y el límite de velocidad es 30 Km/h. Esta sección cuenta con numerosos semáforos que obligan al conductor a acelerar y frenar constantemente. El segundo tramo es autovía (límite de velocidad 100 Km/h) y la longitud es 3.2 Km. El tercer tramo (1.6 Km) es carretera urbana y tiene una longitud de 1.6 Km. En este las señales de tráfico son escasas y los conductores no se ven obligados a frenar. El cuarto tramo es carretera urbana, tiene una longitud de 2.2 Km/h y el límite de velocidad es 50 Km/h. En este caso, hay numerosas señales de tráfico y semáforos que ralentizan la circulación. Todas las pruebas se realizaron sobre las 8 A.M. y bajo condiciones similares de tráfico y meteorológicas para evitar que las variaciones en el consumo de combustible se debiesen a un cambio en el estado de la carretera.

Los vehículos empleados en el experimento fueron los siguientes: Citroën Xsara Picasso 2.0 H.D.I (conductores con perfil agresivo), Ford Fusion 1.4 (conductores con perfil normal) y Citroën Xsara Picasso 1.6 HDI (conductores con perfil eficiente). En la tabla 14 se pueden ver las características de estos vehículos.

	Citroen Xsara Picasso 2.0	Ford Fusion 1.4	Citroen Xsara Picasso 1.6
Potencia Máxima (caballos)	90	80	110
Peso (Kg)	1300	1157	1313
Consumo urbano (L/100Km)	7.0	8.5	6.3
Consumo extraurbano (L/100 Km)	4.6	5.3	4.1
Consumo Mixto(L/100Km)	5.5	6.5	4.9
Superficie frontal del vehículo (m²)	2.37	2.20	2.37
Coefficiente de penetración aerodinámica	0.33	0.35	0.33
Tipo Motor	Diésel	Gasolina	Diésel

Tabla 14. Características de los vehículos para el análisis de los incentivos para conducir eficientemente.

6.1.3 Identificación de los incentivos según el perfil del usuario

Para averiguar cuáles son los incentivos más útiles según el tipo de usuario se empleó un cuestionario de 5 preguntas:

1. ¿Se siente motivado a aplicar las reglas eco-driving porque le divierte este estilo de conducción?
2. ¿Se siente motivado a usar un sistema recomendador eco-driving si le mostrase el dinero que ahorra cada vez que reposta combustible?
3. ¿Se sentiría motivado a usar un asistente eco-driving si cada dato sobre el consumo de combustible se hiciera público al resto de conductores?
4. ¿Está motivado a usar el asistente eco-driving porque sabe que reduce la emisión de gases contaminantes y mejora el medio ambiente?
5. ¿Se encuentra motivado a usar el asistente porque sabe que contribuye a reducir el número y riesgo de los accidentes de tráfico?

La primera pregunta está dirigida a medir la motivación intrínseca hacia el eco-driving de los diferentes tipos de usuarios. Las preguntas 2 y 3 están diseñadas para capturar la influencia de factores externos como el ahorro monetario y la aceptación social. Finalmente la introyección es medida mediante las preguntas 4 y 5, considerando una aptitud mental positiva hacia la preservación del medio ambiente y la reducción de la severidad de los accidentes de tráfico.

La tabla 15 muestra el valor medio de las respuestas de los conductores (agrupados por perfiles) usando una escala de tipo Likert [168]:

1. Totalmente en desacuerdo
2. En desacuerdo
3. Ni de acuerdo ni en desacuerdo
4. De acuerdo
5. Totalmente de acuerdo

Pregunta	Agresivo	Normal	Eficiente
1	3.33	4.50	3.75
2	3.67	4.50	2.50
3	2.33	4.17	2.50
4	2.33	3.83	2.25
5	4.00	2.33	2.00

Tabla 15. Valores medios de las respuestas de los conductores usando una escala Likert.

Observando esta tabla se puede concluir que los conductores agresivos presentan un valor neutral para la motivación intrínseca. Esto es coherente con su estilo de conducción en el que no siguen normalmente las reglas eco-driving. El principal instrumento para motivar a estos usuarios debería ser el ahorro monetario y la seguridad.

Los conductores con perfil de conducción normal presentan un valor más alto de motivación intrínseca y para los factores externos. Este tipo de usuario se siente atraído a usar los asistentes de conducción ecológica, y saben que pueden ahorrar combustible y

mejorar el medio ambiente. Sin embargo, no piensan que puedan mejorar la seguridad. En este sentido piensan que su estilo de conducción ya es seguro.

Finalmente, los conductores eficientes ya aplican las reglas básicas de este estilo de conducción. En este caso, emplear sistemas externos para motivarlos no tiene una influencia significativa.

6.1.4 Efectos de los incentivos en la conducción y el consumo de combustible

Las tablas 15, 16 y 17 muestran los valores medios de consumo de combustible y energía cinética positiva antes y después de utilizar los incentivos y tras realizar el recorrido 20 veces. Las 10 primeras veces los conductores completan el trayecto sin ningún incentivo. El asistente sólo informa al usuario sobre las reglas de conducción eficiente que no ha cumplido. En las 10 vueltas restantes, el asistente le muestra al usuario el dinero ahorrado o la cantidad de CO₂ que se ha emitido además de los consejos eco-driving que no ha aplicado.

En el caso de los usuarios con perfil agresivo (tabla 16), la mayor mejora en el consumo de combustible y en la suavización de la conducción se produce cuando se muestra al usuario el ahorro monetario conseguido aplicando las reglas de conducción eficiente. Empleando este incentivo los conductores logran una mejora en el consumo de combustible del 8.99% de media frente al 2.21% obtenido cuando se muestra solamente el CO₂. Respecto a la energía cinética positiva., el incentivo del ahorro reduce su valor un 13.01% frente al 6.14% obtenido cuando el incentivo es el medio ambiente.

En la tabla 17 se puede ver como los conductores que realizan una conducción normal mejoran el consumo de combustible y la conducción con independencia del incentivo que se use. Por ejemplo, el conductor A logró ahorrar un 12.56% de combustible y un 13.76% la energía cinética positiva usando como incentivo la cantidad de CO₂ emitida. Por otra parte, el conductor F logro unos resultados similares empleando como incentivo el ahorro monetario.

La tabla 18 muestra como los conductores con perfiles eficientes no logran mejorar de forma significativa el consumo de combustible ni la conducción cuando se emplean incentivos porque ya aplican los consejos eco-driving. En este caso, la mejora en el consumo de combustible fue sólo del 1.81%. En el caso de la energía cinética positiva (PKE), en muchos casos el valor se mantuvo invariable con el uso de incentivos (conductores A, B y F).

Conductor	Incentivo	Consumo Anterior	Consumo Posterior	Mejora (%)	PKE Anterior	PKE Posterior	Mejora (%)
A	CO ₂	8.79	8.60	2.15	0.43	0.42	2.87
B	Ahorro Monetario	8.67	7.52	13.29	0.38	0.35	8.74
C	CO ₂	7.93	7.74	2.41	0.40	0.38	5.78
D	Ahorro Monetario	7.95	7.49	5.78	0.43	0.41	5.37
E	CO ₂	8.07	7.90	2.08	0.47	0.42	9.78
F	Ahorro Monetario	8.45	7.78	7.89	0.51	0.38	24.91

Tabla 16. Resultados de usuarios con perfil de conducción agresivo.

Conductor	Incentivo	Consumo Anterior	Consumo Posterior	Mejora (%)	PKE Anterior	PKE Posterior	Mejora (%)
A	CO2	7.80	6.82	12.56	0.40	0.28	30.49
B	Ahorro Monetario	8.07	7.39	8.43	0.35	0.30	13.76
C	CO2	8.21	7.82	4.75	0.34	0.31	8.82
D	Ahorro Monetario	7.97	7.72	3.14	0.37	0.36	3.23
E	CO2	7.67	7.43	3.13	0.34	0.32	4.72
F	Ahorro Monetario	7.84	6.91	11.86	0.36	0.31	14.20

Tabla 17. Resultados de usuarios con perfil de conducción normal.

Conductor	Incentivo	Consumo Anterior	Consumo Posterior	Mejora (%)	PKE Anterior	PKE Posterior	Mejora (%)
A	CO2	5.78	5.73	0.94	0.27	0.27	0
B	Ahorro Monetario	5.70	5.55	2.60	0.28	0.28	0
C	CO2	5.87	5.65	3.69	0.30	0.24	19.92
D	Ahorro Monetario	5.85	5.68	2.98	0.30	0.28	6.89
E	CO2	5.67	5.55	2.15	0.31	0.30	3.43
F	Ahorro Monetario	5.57	5.65	-1.50	0.24	0.24	0

Tabla 18. Resultados de usuarios con perfil de conducción eficiente.

6.2 Descubrimiento de regiones donde el usuario conduce ineficientemente

6.2.1 Descripción y objetivos

Durante las pruebas realizadas en esta tesis se observó que los conductores suelen cometer errores en los mismos sitios durante los trayectos habituales. Estos errores pueden tener un impacto muy grande en la economía y en la emisión de gases contaminantes debido a su asiduidad. Esto es especialmente significativo en el transporte profesional.

Para resolver este problema, se propuso en la sección 5.3 una solución para detectar los lugares donde el conductor conduce ineficientemente. En este apartado se pretende demostrar que avisar con antelación al conductor cuando se acerca a una región ineficiente tiene efectos positivos en la conducción, y por tanto, en el consumo de combustible y la emisión de gases contaminantes.

Objetivos:

- Demostrar que los conductores suelen cometer errores de conducción (desde el punto de vista de la eficiencia energética) en las mismas zonas cuando realizan trayectos habituales.
- Comprobar que la solución mejora el consumo de combustible
- Analizar los efectos de la propuesta en el comportamiento del conductor

6.2.2 Configuración del experimento.

Los conductores realizaron 40 veces el mismo recorrido. Las primeras 20 veces los conductores completan la ruta de forma libre, sin ningún asistente. En esta primera fase es donde se detectan los lugares donde el conductor realiza acciones ineficientes. En la segunda etapa se activa el asistente que avisa al conductor cuando se acerca a una región donde previamente ha cometido errores desde el punto de vista de la eficiencia energética. El recomendador informa al usuario sobre el error que cometió, por ejemplo, acelerar bruscamente.

En la experiencia participaron seis conductores con edades comprendidas entre los 30 y 60 años. Todos los participantes fueron hombres. La selección de los conductores fue voluntaria. La tabla 19 muestra las características de los participantes: edad, antigüedad conduciendo y perfil de conducción. La tabla 20 captura las características de los vehículos utilizados en las pruebas.

La solución propuesta fue ejecutada en un dispositivo móvil Android Galaxy Nexus equipado con un procesador ARMv9 a 1.2 Ghz, 1 GB de RAM y Android 4.1.2. Para obtener la telemetría del vehículo se empleó el adaptador Bluetooth OBDLink de ScanTool [104]. Este dispositivo permite tomar dos muestras por segundo. Sin embargo en este experimento la tasa de muestreo fue de 1 muestra por segundo al ser suficiente. En la figura 44 podemos ver una visión general de la configuración empleada en el experimento.



Figura 44. Vehículo con adaptador Bluetooth conectado al puerto de diagnóstico (OBD).

Para validar la solución se emplearon tres rutas situadas en Granada, Madrid y Sevilla. Todas las pruebas se realizaron bajo condiciones similares de tráfico y

meteorológicas. En Granada y Madrid las pruebas se realizaron a las 8 de la mañana, y en Sevilla a las 4 de la tarde. La tabla 21 muestra las características de las diferentes rutas por donde circularon los vehículos durante las pruebas.

Conductor	Edad	Experiencia (Años)	Tipo de conducción
A	36	18	Agresiva
B	35	15	Agresiva
C	60	40	Agresiva
D	55	35	Normal
E	60	41	Agresiva
F	42	14	Agresiva

Tabla 19. Características de los conductores y vehículos.

Conductor	Ruta	Vehículo	Consumo Combustible	Tipo Motor
A	A	Citroën Xsara Picasso 1.6 HDI	Urbano: 6.3 l/100 km Extraurbano: 4.1 l/100 km Mixto: 4.9 l/100 km	Diésel
B	B	Citroën Xsara 1.6i 16V VTS Coupé	Urbano: 9.3 l/100 km Extraurbano: 5.5 l/100 km Mixto: 6.9 l/100 km	Gasolina
C	C	Citroën Xsara Picasso 2.0 HDI	Urbano: 7.0 l/100 km Extraurbano: 4.6 l/100 km Mixto: 5.5 l/100 km	Diésel
D	C	Ford Fusion 1.4 HDI	Urbano: 8.5 l/100 km Extraurbano 5.3 l/100 km Mixto: 6.5 l/100 km	Gasolina
E	C	Ford Focus Sedan 1.6	Urbano: 7.6 l/100 km Extraurbano 4.9 l/100 km Mixto: 5.9 l/100 km	Diésel
F	D	Citroën C5 2.0	Urbano: 7.0 l/100 km Extraurbano 4.9 l/100 km Mixto: 6.0 l/100 km	Diésel

Tabla 20. Características de los vehículos usados para validar la solución “Descubrimiento de regiones ineficientes”.

Ruta	Distancia	Autovía	Carretera convencional	Carretera urbana	Región
A	8.3 Km	55.55 %	22.47 %	21.97%	Madrid
B	7.19 Km	0 %	27.81%	72.19%	Madrid
C	9.1 Km	49.54 %	16.48%	32.97%	Granada
D	10.5 Km	34.22 %	16.15%	18.07%	Sevilla

Tabla 21. Características de las rutas empleadas para validar la solución “Descubrimiento de regiones ineficientes”

6.2.3 Zonas ineficientes en recorridos habituales

En los trayectos habituales es frecuentes que el conductor cometa errores en los mismos lugares. La tabla 22 captura las zonas donde el conductor A actuó de forma ineficiente. Las dos primeras columnas muestran la localización (latitud, longitud). La tercera columna expresa el número de veces que el conductor cometió errores en esa localización. La última columna señala la causa de que esa zona se haya etiquetado como ineficiente. Existen cuatro causas posibles:

- Aceleración brusca
- Desaceleración brusca
- Velocidad de giro del motor elevada
- Velocidad del vehículo elevada

Las tablas 23-27 muestran las zonas ineficientes de los conductores B, C, D, E y F, respectivamente. En ellas se observa una relación directa entre la acción ineficiente del conductor y el perfil del usuario. Las causas más frecuentes de que un conductor con perfil agresivo realice acciones ineficientes son que acelere bruscamente o que este circulando con una velocidad de giro del motor elevada. Este tipo de conductores también se caracterizan por conducir a alta velocidad. En el caso de que el conductor tenga un perfil normal, el origen de la ineficiencia en la conducción son también las aceleraciones y desaceleraciones bruscas, pero en este caso se reduce su número en comparación con los conductores agresivos. Además, este tipo de conductores no suele conducir a velocidad alta ni solicitar mucha potencia.

Latitud	Longitud	Número de veces	Causa
40.3480	-3.7546	15	Desaceleración brusca
40.3524	-3.7509	12	Desaceleración brusca
40.3348	-3.7604	9	Aceleración brusca
40.3282	3.7195	1	Desaceleración brusca
40.3379	-3.7277	1	RPM elevadas
40.3430	-3.7564	1	Desaceleración brusca
40.3405	-3.7562	1	Desaceleración brusca
40.3379	-3.7277	1	RPM elevadas

Tabla 22. Zonas donde el conductor A condujo ineficientemente.

Latitud	Longitud	Número de veces	Causa
40.3126	-3.7394	20	Aceleración brusca
40.3294	-3.7627	20	Aceleración brusca
40.3266	-3.7596	20	Aceleración brusca
40.3014	-3.7278	20	Aceleración brusca
40.3052	-3.7273	18	Aceleración y desaceleración brusca
40.3063	-3.7335	18	Aceleración y desaceleración brusca

Tabla 23. Zonas donde el conductor B condujo ineficientemente.

Latitud	Longitud	Número de veces	Causa
37.8149	-3.6057	14	Aceleración brusca
37.1959	-3.6305	14	RPM elevadas
37.1947	-3.6277	14	Aceleración brusca
37.1830	-3.6057	13	Aceleración y desaceleración brusca
37.1778	-3.6153	2	RPM elevadas
37.1774	-3.6118	1	Desaceleración brusca
37.1911	-3.6187	1	Aceleración alta
37.1885	-3.6071	1	Aceleración alta

Tabla 24. Zonas donde el conductor C condujo ineficientemente.

Latitud	Longitud	Número de veces	Causa
37.1914	-3.6081	12	Aceleración y desaceleración brusca
37.1851	-3.6066	12	Aceleración y desaceleración brusca
37.1777	-3.6146	1	Desaceleración brusca
37.1914	-3.6189	1	Desaceleración brusca
37.1895	-3.6149	1	Desaceleración brusca

Tabla 25. Zonas donde el conductor D condujo ineficientemente.

Latitud	Longitud	Número de veces	Causa
37.1775	-3.6150	13	Aceleración brusca
37.1959	-3.6316	13	Aceleración y desaceleración brusca
37.1941	-3.6265	13	R.P.M elevadas
37.1880	-3.6128	12	Aceleración brusca
37.1891	-3.6067	12	Aceleración brusca
37.1813	-3.6061	11	Aceleración y desaceleración brusca
37.1913	-3.6187	1	Aceleración brusca
37.1914	-3.6091	1	Aceleración y desaceleración brusca
37.1854	-3.6072	1	Desaceleración brusca
37.1834	-3.6066	1	Desaceleración brusca
37.1862	-3.6315	1	Velocidad alta

Tabla 26. Zonas donde el conductor E condujo ineficientemente.

Latitud	Longitud	Número de veces	Causa
37.4671	-5.9670	13	RPM elevadas
37.4214	-5.9829	12	Aceleración brusca
37.3764	-5.9921	12	Aceleración brusca
37.4132	-5.9880	1	Aceleración brusca
37.3720	-5.9895	1	RPM elevadas

Tabla 27. Zonas donde el conductor F condujo ineficientemente.

La figura 45 captura el número de zonas donde el usuario condujo de forma ineficiente, vuelta a vuelta, usando el asistente que le avisa cuando se aproxima a una región ineficiente. Los resultados muestran que la propuesta es capaz de influir en el comportamiento del conductor, reduciendo el número de lugares donde se condujo de forma ineficiente, en la mayoría de los casos (conductores A, C, D, E y F). No obstante, las indicaciones del asistente son recomendaciones, el usuario podría no aplicarlas. Es lo que ocurre con el conductor B. Este usuario no siguió los consejos emitidos por el asistente y mantuvo sus hábitos de conducción.

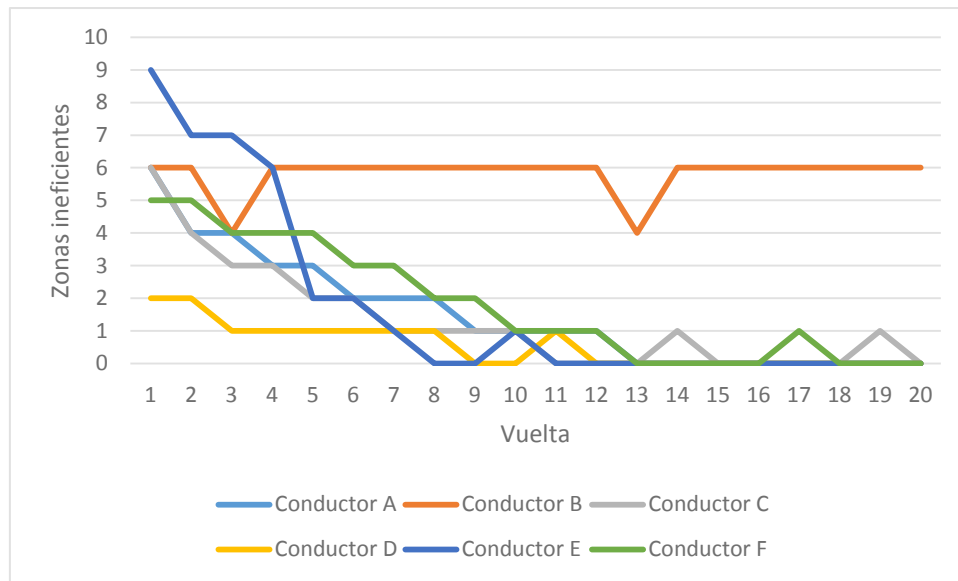


Figura 45. Evolución del número de zonas ineficientes con el asistente activado.

La mayor diferencia introducida por el asistente en el comportamiento del conductor se aprecia en la suavización de la conducción cuando el conductor se acerca a una región ineficiente. Por ejemplo, en la figura 46 se captura el patrón de desaceleración de un conductor cuando se aproxima a una región ineficiente. La causa por la que esa localización se considera problemática es porque el conductor suele frenar bruscamente. Sin embargo, si el asistente está activado, el conductor ajusta la velocidad para evitar la desaceleración abrupta. Este comportamiento hace que se reduzca la cantidad de energía desperdiciada.

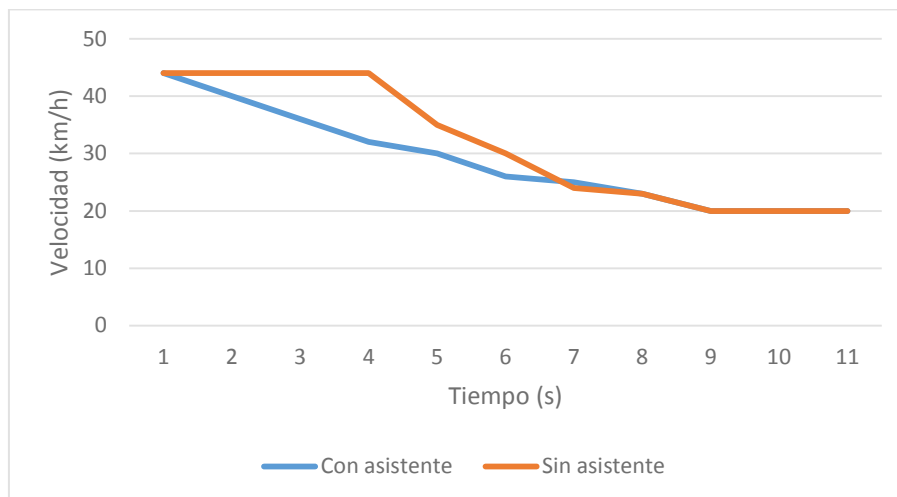


Figura 46. Patrón de desaceleración al acercarse a una región ineficiente.

6.2.4 Consumo de combustible

La figura 47 muestra la evolución del consumo de combustible usando la solución propuesta. En esta figura, el eje X hace referencia a la vuelta en la que se encuentra el conductor. El eje Y muestra el consumo de combustible, expresado en litros/100 km, obtenido por el conductor en cada vuelta. El uso del asistente influye de forma positiva en el consumo de combustible al disminuir las áreas donde el conductor consume y desperdicia mayor cantidad de energía. El combustible decreció un 16.01% en el caso del conductor A. El conductor B mantuvo un consumo similar (-0.05%) ya que no

aplico las recomendaciones. Los conductores C, D, E y F lograron ahorrar un 11.27%, 3.57%, 5.43% y 14.35% respectivamente. En este caso, el conductor D, que tiene un perfil de conducción más eficiente que los otros participantes, es el usuario que obtiene la menor mejora en el consumo, sin contar con el usuario B. Este resultado es congruente con el obtenido en la experiencia 6.1 donde se concluyó que los asistentes de conducción eficiente no afectan al consumo de combustible de los usuarios con perfil eco-eficiente de forma significativa. Estos conductores aplican las reglas de la conducción eficiente sin la necesidad de recibir ninguna retroalimentación.

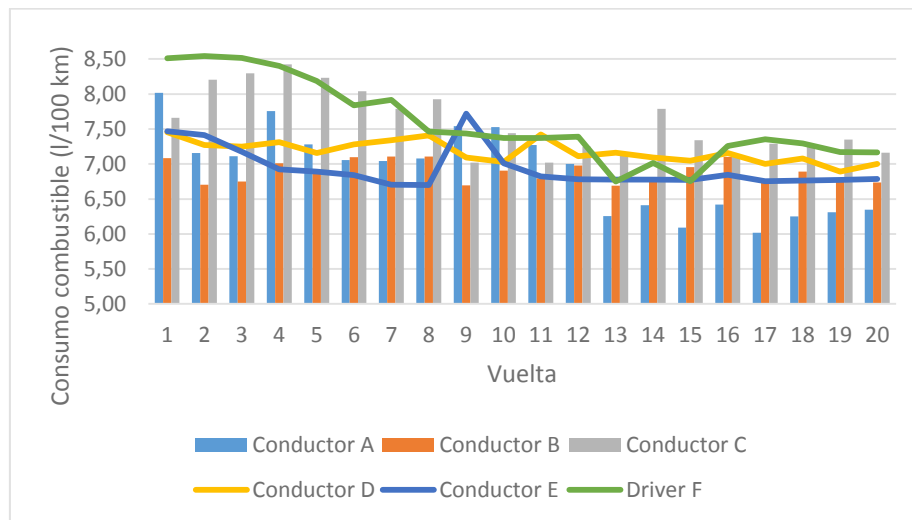


Figura 47. Evolución del consumo de combustible.

6.2.5 Predicción del comportamiento del conductor

La tabla 28 muestra los resultados del algoritmo de predicción del comportamiento del conductor. Las filas de la tabla se corresponden con regiones del recorrido. Cada región tiene unas muestras de entrenamiento (100) y otras de tests (50). El algoritmo fue ejecutado con los siguientes parámetros:

- Tasa de aprendizaje: 0.5
- Factor momento: 0.2
- Número máximo de iteraciones: 500
- Distancia de predicción: 50 metros

Region	Kappa	Instancias clasificadas correctamente (%)	Instancias clasificadas incorrectamente(%)
1	0.88	95.31	4.69
2	0.66	88.71	11.29
3	0.64	87.88	12.12
4	0.84	93.94	6.06
5	0.84	94.34	5.66
6	0.89	96	4
7	0.79	92.98	7.02
8	0.84	93.55	6.45
9	0.79	93.06	6.94
10	0.83	92.3	7.70

Tabla 28. Resultados de algoritmo de predicción del comportamiento del conductor.

La propuesta es capaz de predecir si el conductor va a realizar acciones ineficientes un 92.81% de media. El valor del coeficiente Kappa está comprendido entre 0.63 y 0.89. Este valor indica que la precisión de esta solución es buena. El algoritmo se podría mejorar obteniendo información sobre el entorno como: estado de las señales de tráfico, condiciones meteorológicas, estado del tráfico y telemetría de otros vehículos. Sin embargo, esta solución requeriría instalar sensores adicionales y establecer una red vehicular por lo que aumentaría su complejidad y coste.

6.3 Velocidad Media Óptima

6.3.1 Descripción y objetivos

En este experimento se pretende demostrar que mostrar al usuario la velocidad media óptima para cada tramo de carretera reduce el consumo de combustible. La velocidad está directamente relacionada con las aceleraciones. Cuando el conductor conduce a una velocidad inadecuada pueden incrementarse las aceleraciones, si la velocidad es alta, o el tiempo de trayecto, en el caso de que la velocidad sea baja. Además, la velocidad afecta al resto de vehículos cercanos, pudiendo causar un efecto en cadena que provoque un aumento importante de las emisiones de gases contaminantes en una región. La estimación de la velocidad media óptima para cada tramo de la carretera es muy complejo, ya que depende de un gran número de parámetros como: el tipo de carretera, orografía, señalización y estado del tráfico. Además tiene un carácter dinámico.

Objetivos:

- Comprobar que existe una relación entre el consumo de combustible y la velocidad media en un tramo de carretera.
- Demostrar que es posible estimar la velocidad media óptima basándose en la telemetría obtenida por otros vehículos previamente y en la información sobre el estado de la carretera.
- Verificar que mostrar la velocidad media óptima al conductor tiene un efecto positivo en la conducción, reduciéndose el número de aceleraciones bruscas (positivas y negativas).

6.3.2 Configuración del experimento

Los conductores realizaron 20 veces el mismo recorrido. Las diez primeras veces los conductores completaron el recorrido sin mostrarles la velocidad media óptima. En la segunda etapa se activó el asistente de velocidad. En esta experiencia participaron 30 conductores con edades comprendidas entre los 30 y 60 años, y se usaron tres vehículos diferentes: Citroën Xsara Picasso 1.6 HDI, Citroën Xsara Picasso 2.0 HDI y Citroen C5 2.0. La tabla 29 captura las características de los vehículos.

El algoritmo genético para la estimación de la velocidad media óptima se ejecutó en un dispositivo móvil Android Galaxy Nexus equipado con un procesador ARMv9 a 1.2 Ghz, 1 GB de RAM y Android 4.1.2. Para obtener la telemetría del vehículo se ha utilizado el mismo dispositivo que en las pruebas previas, el adaptador Bluetooth OBDLink de ScanTool [104].

El experimento se desarrolló en tres regiones de España: Madrid, Sevilla y Granada. La ruta A fue entre Getafe y Leganés (España). La distancia del trayecto es 9.18 Km y la duración 15 minutos según Google Maps. Esta ruta se compone de cuatro tramos desde el punto de vista de la velocidad media óptima. El primer tramo consiste en una carretera urbana con un límite de velocidad de 50 Km/h. Este tramo tiene una longitud de 1.1 Km. El segundo tramo es autovía, con una longitud de 5.2 Km y un límite de velocidad de 120 Km/h. El tercer tramo es una carretera comarcal con una longitud de 2 Km y un límite de velocidad de 100 Km/h. El cuarto tramo es una carretera urbana con una longitud de 0.880 Km y un límite de velocidad de 50 Km/h.

La ruta B se localiza en Granada (España). Esta ruta B tiene una longitud de 8.3 Km y la duración según Google Maps es de 15 minutos. El trayecto se compone de cuatro tramos. El primer tramo es carretera urbana, la longitud es 1.2 Km y el límite de velocidad 30 Km/h. El segundo tramo es autovía (límite de velocidad 100 Km/h) y la longitud es 3.2 Km. El tercer tramo (1.6 Km) es carretera urbana y tiene una longitud de 1.6 Km. El cuarto tramo es carretera urbana, tiene una longitud de 2.2 Km/h y el límite de velocidad es 50 Km/h.

La ruta C es un trayecto entre Sevilla y La Rinconada (España). La duración del viaje es de 13 minutos y su longitud 10.05 Km. El trayecto fue dividido en cinco tramos. El primer tramo es carretera urbana, la longitud es de 0.6 Km y el límite de velocidad 50 Km/h. El segundo tramo es autovía, la longitud es 0.650 Km y el límite de velocidad 120 Km/h. El tercer tramo es carretera urbana. Su longitud es 2.4 Km y el límite de velocidad 50 Km/h. El cuarto tramo es autovía, la longitud es 3.9 Km y el límite de velocidad 120 Km/h. Finalmente, el quinto tramo tiene una longitud de 2.5 Km y es carretera urbana (velocidad máxima 50 Km/h).

En la figura 48 podemos ver las rutas utilizadas en las pruebas. Como se ha descrito anteriormente los trayectos se componen de un conjunto de tramos. El algoritmo propuesto estima la velocidad media óptima para cada uno de estos tramos. En las figuras cada tramo se representa de un color: tramo 1 (azul), tramo 2 (verde), tramo 3 (rojo), tramo 4 (negro), tramo 5 (marrón).



Ruta A: Getafe-Leganés



Ruta B: Granada



Ruta C: La Rinconada-Sevilla

Figura 48. Rutas empleadas para la validación del algoritmo de estimación de la velocidad óptima.

	Citroën Xsara Piscasso 1.6	Citroen Xsara Piscasso 2.0	Citroen C5 1
	Ruta A	RUTA B	Ruta C
Potencia Máxima (caballos)	110	90	140
Peso (Kg)	1313	1300	1683
Consumo urbano (L/100Km)	6.3	7.0	7.4
Consumo extraurbano (L/100 Km)	4.1	4.6	4.7
Consumo Mixto(L/100Km)	4.9	5.5	5.7
Superficie frontal del vehículo (m²)	2.37	2.37	2.30
Coefficiente de penetración aerodinámica	0.33	0.33	0.31

Tabla 29. Características de los vehículos empleados en la prueba "Velocidad Media Optima".

6.3.3 Consumo de combustible y velocidad media

Las figuras 49, 50 y 51 muestran la relación entre velocidad media y consumo de combustible en los diferentes tramos que componen las rutas A, B y C, respectivamente. La velocidad media en cada tramo se ha calculado tomando muestras de la velocidad instantánea del vehículo cada segundo. Finalmente se ha utilizado regresión polinómica para generar las figuras. Se puede observar como el consumo de combustible se incrementa cuando la velocidad media es baja. Este aumento se debe a que el motor se encuentra encendido durante más tiempo. Además, cuando el vehículo circula a velocidad baja, el motor no se encuentra en su región óptima de funcionamiento. La región óptima es aquella donde el consumo específico es menor y viene dada por la curva par-motor. Esta curva es diferente para cada vehículo. No obstante, en la mayoría de los casos se consigue cuando el conductor circula con marchas elevadas, el pedal acelerador se encuentra presionado $\frac{3}{4}$ partes de su recorrido y la velocidad del motor se encuentra en un rango comprendido entre los 1500-2000 R.P.M. Los vehículos suelen incluir en el cuentarrevoluciones una zona verde que indica la región óptima de funcionamiento del motor. Por otra parte, cuando la velocidad media es elevada teniendo en cuenta el tipo de vía por donde se circula y su topología, el porcentaje de aceleraciones bruscas (positivas y negativas) y la fuerza de resistencia aerodinámica se incrementan. Todo esto contribuye a un aumento en la demanda de energía.

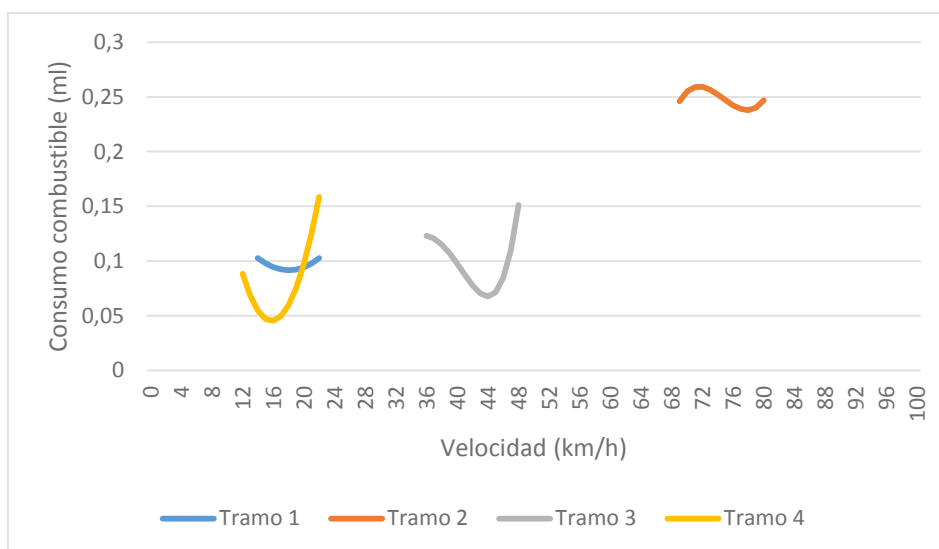


Figura 49. Velocidad Media VS Consumo de combustible en ruta A.

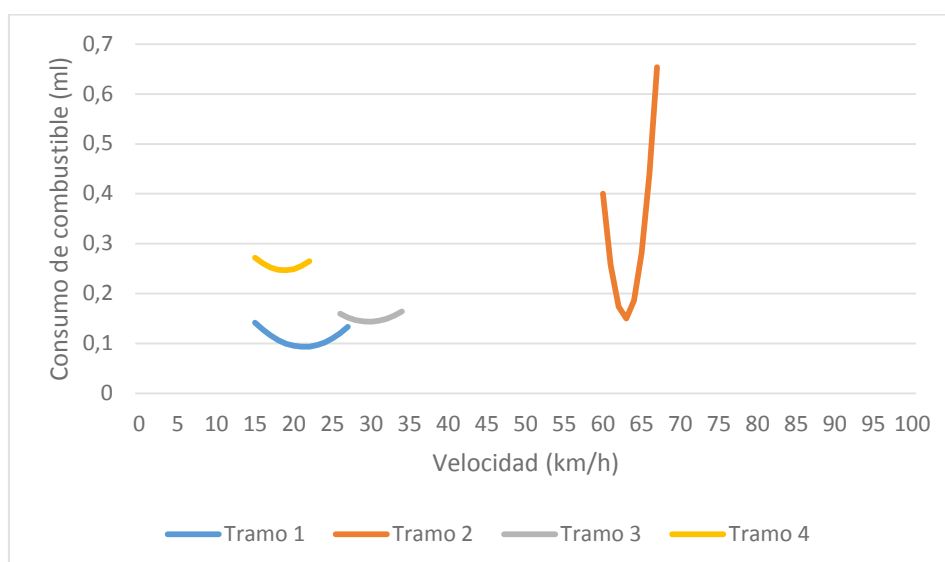


Figura 50. Velocidad Media VS Consumo de combustible en ruta B.

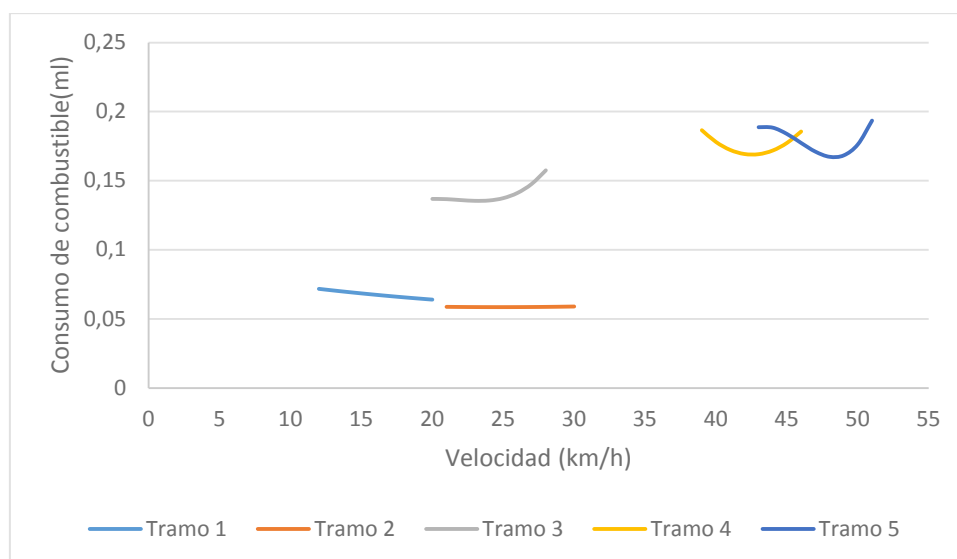


Figura 51. Velocidad Media VS Consumo de combustible en ruta C.

La tabla 30 muestra los parámetros con los que se ejecutó el algoritmo propuesto. En la tabla 31 podemos ver la velocidad media recomendada para cada tramo por el algoritmo genético. Estos resultados se obtuvieron tras ejecutar el algoritmo 20 veces. Se observa como en todos los casos el valor de desviación estándar es bajo por lo que la solución es redundante y no alcanza un mínimo local. Si relacionamos los resultados del algoritmo con las velocidades obtenidas empíricamente vemos que son muy semejantes, pero normalmente el algoritmo propuesto recomienda una velocidad media algo superior. Por ejemplo, en el tramo 1 de la ruta B, la velocidad óptima indicada por el algoritmo fue 20 Km/h, mientras que el mínimo de la curva de regresión (figura 49) es 17 km/h. Este pequeño incremento se debe a que tiene en cuenta la duración del trayecto. La idea es que el algoritmo muestre siempre una velocidad alta, mientras que el impacto en el consumo no sea significativo para evitar que el tiempo del viaje se incremente y la conducción resulte aburrida.

Parámetro	Valor
Número de individuos de la población	500
1º Selección: Individuos con menor desaceleración	15
2º Selección: Individuos con menor desaceleración	10
3º Selección: Individuos con menor desaceleración	5
Probabilidad de mutación	0.3
Criterio de parada	Sin mejora tras 5 generaciones

Tabla 30. Parámetros del algoritmo genético para la estimación de la velocidad media óptima.

Tramo		Ruta A	Ruta B	Ruta C
-------	--	--------	--------	--------

1	Velocidad (Km/h)	20	25	20
	Desviación estándar	0.05	0.07	0.11
2	Velocidad (Km/h)	80	63	29
	Desviación estándar	0.30	0.02	0.01
3	Velocidad (Km/h)	45	32	25
	Desviación estándar	0.02	0.01	0.10
4	Velocidad (Km/h)	17	21	44
	Desviación estándar	0.10	0.06	0.57
5	Velocidad (Km/h)			49
	Desviación estándar			0.15

Tabla 31. Resultados del algoritmo genético para cada ruta.

En las tablas 32, 33 y 34 se muestra el consumo de combustible medio obtenido por un grupo de 10 conductores en cada una de las rutas (A, B y C). Cada conductor realizó el trayecto 20 veces. En las diez primeras veces el asistente estaba desactivado. En el resto, el sistema indicaba al usuario la velocidad óptima. En las tablas, la primera columna contiene el consumo de combustible medio obtenido cuando el asistente de velocidad está desactivado. La segunda columna muestra el consumo cuando se informa al usuario sobre la velocidad media óptima en cada uno de los tramos de los que se compone el trayecto. En todas estas pruebas no se produjo ningún tipo de incidente en carretera. En la ruta A, los conductores lograron ahorrar de media un 7.23% de combustible y la desviación estándar fue de 3.96. En la ruta B, un 7.55% y el valor de desviación estándar fue 3.96 y en la ruta C un 7.96% con una desviación estándar de 2.95.

Además, en las tablas se puede observar como en la ruta B, los conductores D y H apenas logran mejorar el consumo de combustible. En este caso, los usuarios tenían un perfil eficiente y conducían a una velocidad cerca de la óptima sin necesidad de emplear el asistente.

Conductor	Estimador de velocidad desactivado (L/100 Km)	Estimador de velocidad activado (L/100 Km)	Porcentaje de ahorro de combustible (%)
-----------	---	--	---

A	6.75	6	11.14
B	5.95	5.67	4.62
C	6.08	5.98	1.64
D	6.83	5.91	13.58
E	6.69	5.80	13.43
F	6.28	5.77	8.12
G	6.13	5.85	4.50
H	6.02	5.75	4.35
I	5.95	5.69	4.33
J	6.17	5.76	6.62

Tabla 32. Comparación del consumo de combustible en ruta A usando el recomendador de velocidad.

Conductor	Estimador de velocidad desactivado (L/100 Km)	Estimador de velocidad activado (L/100 Km)	Porcentaje de ahorro de combustible (%)
A	9.34	8.21	12.17
B	8.85	8.24	6.89
C	9.93	8.76	11.83
D	8.38	8.30	0.89
E	8.89	7.89	11.34
F	7.80	7.45	4.5
G	9.15	8.02	12.35
H	8.21	8.18	0.35
I	7.99	7.67	4.02
J	7.92	7.47	5.77

Tabla 33. Comparación del consumo de combustible en ruta B usando el recomendador de velocidad.

Conductor	Estimador de velocidad desactivado (L/100 Km)	Estimador de velocidad activado (L/100 Km)	Porcentaje de ahorro de combustible (%)
-----------	---	--	---

A	7.85	6.86	12.53
B	8.21	7.18	12.47
C	8.52	7.94	6.88
D	7.31	6.92	5.34
E	7.37	6.83	7.40
F	7.45	6.78	8.91
G	7.20	6.63	7.79
H	7.20	6.47	10.25
I	7.05	6.80	3.52
J	6.97	6.65	4.54

Tabla 34. Comparación del consumo de combustible en ruta C usando el recomendador de velocidad.

6.3.4 Efectos de la solución en la conducción

Para ahorrar combustible, es necesario que la solución propuesta suavice y minimice las aceleraciones. La figura 52 captura el número medio de aceleraciones (positivas y negativas) expresadas en tanto por ciento y agrupadas por intensidades. Se consideran dos casos. El primer caso es cuando el asistente está desactivado (columnas azules). El segundo caso consiste en activar el asistente (columnas rojas). La primera columna muestra el porcentaje de tiempo que los conductores de la ruta A estuvieron acelerando con una intensidad comprendida entre 0.1 y 0.8 m/s^2 (aceleración suave). El resto de columnas captura el porcentaje de tiempo acelerando para valores crecientes de aceleración. Las figuras 53 y 54 muestran las aceleraciones en las rutas B y C, respectivamente. Se puede observar como la solución reduce las aceleraciones en todos los casos.

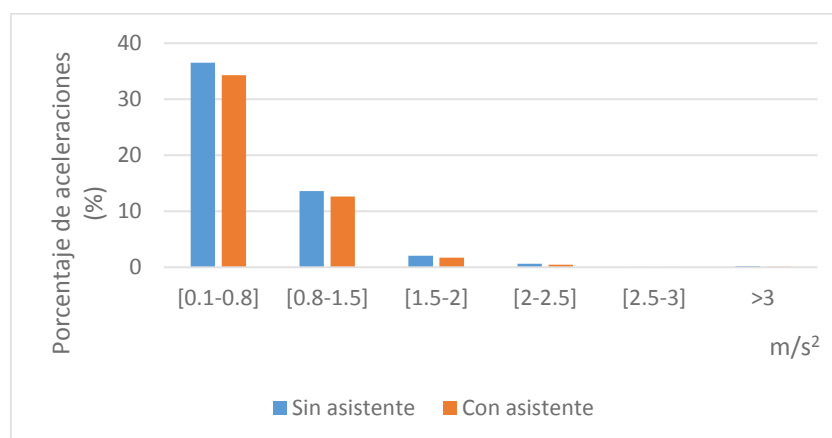


Figura 52. Aceleraciones agrupadas por intensidades en Ruta A.

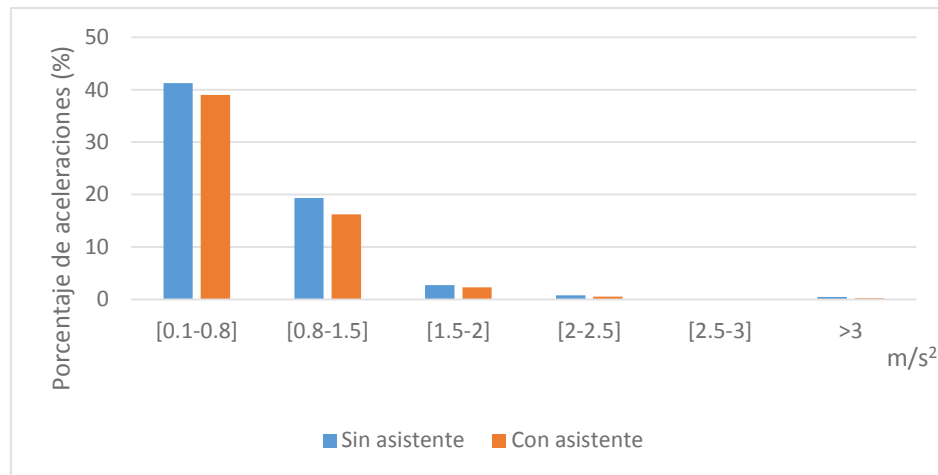


Figura 53. Aceleraciones agrupadas por intensidades en Ruta B.

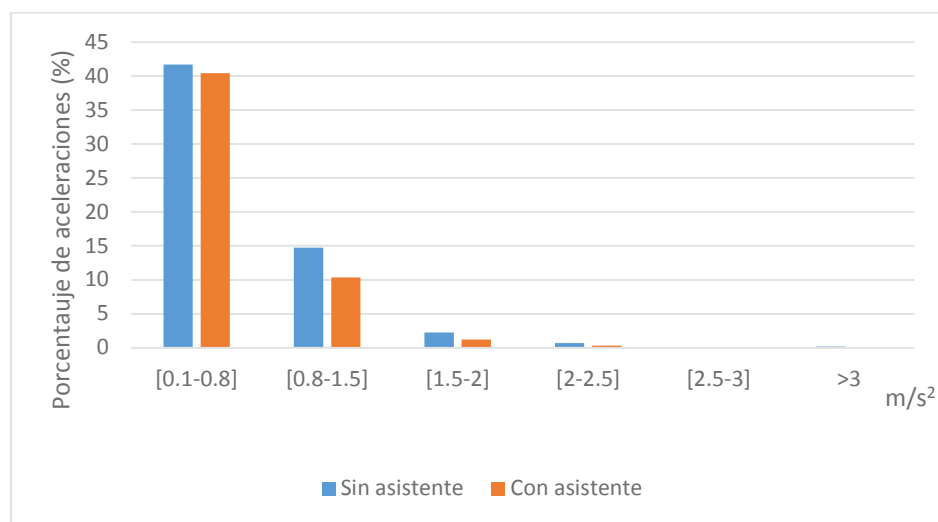


Figura 54. Aceleraciones agrupadas por intensidades en Ruta C.

Uno de los efectos de la reducción de las aceleraciones es el aumento del tiempo que el vehículo se encuentra circulando a velocidad constante. En la figura 55 se compara el patrón de velocidad (Ruta A) obtenido cuando el conductor conduce sin indicaciones con cuando el asistente le muestra la velocidad media óptima. En esta gráfica se puede observar como el asistente influye en la conducción suavizándola. La consecuencia adversa es un aumento en el tiempo del viaje. En la figura 55, cuando el asistente está desactivado, el consumo de combustible fue de 6.08 l/100 Km y el tiempo del trayecto 911 segundos. En el caso en el que el asistente está activado, el consumo de combustible fue de 5.88 l/100 km y la duración del viaje 988 segundos. Por lo tanto, el asistente mejoro el consumo de combustible un 3.88% y la duración del recorrido aumentó un 7.79%.

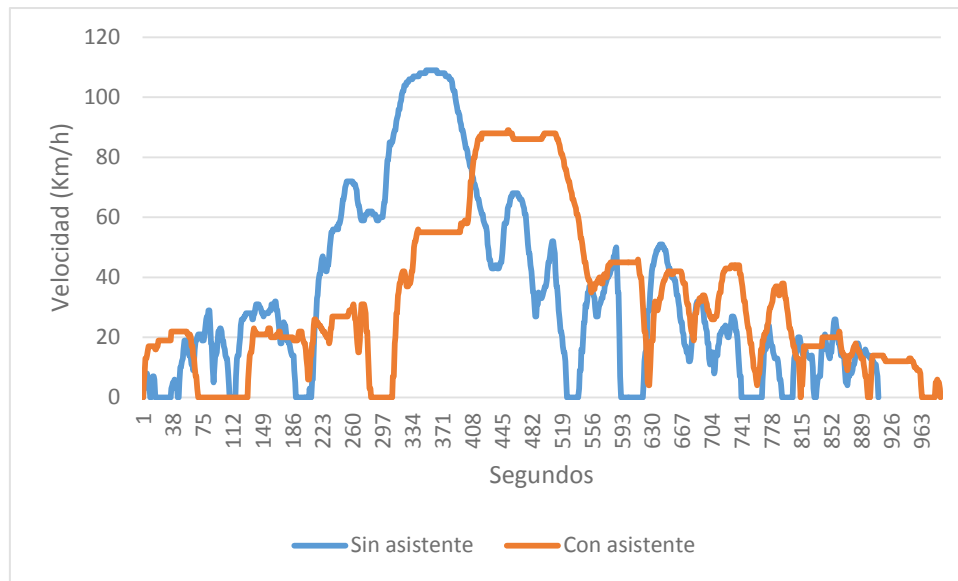


Figura 55. Patrón de velocidad obtenido por un conductor en la ruta A.

6.4 Patrón de desaceleración óptimo al aproximarse a señales de tráfico

6.4.1 Descripción y objetivos

La clave para ahorrar combustible es la anticipación. Sin embargo, la falta de visibilidad o las distracciones provocan que el conductor tenga que tomar decisiones precipitadamente. Uno de los escenarios donde los conductores suelen cometer errores desde el punto de vista de la eficiencia es al aproximarse a señales de tráfico que les obligan a disminuir la velocidad o detenerse tales como: ceda al paso, stop y paso de peatones. En el apartado 5.7 se propuso un sistema para avisar al usuario con antelación de la presencia de una señal de tráfico y proponerle un patrón de desaceleración óptimo. El asistente le indica al usuario si debe dejar de acelerar y con qué intensidad debe presionar el pedal freno.

Objetivos:

- Demostrar que se ahorra combustible suavizando la conducción cuando el vehículo se aproxima a una señal de tráfico vertical estática (ceda al paso, stop o paso de peatones).
- Comprobar que la propuesta contribuye a que el usuario disminuya las desaceleraciones bruscas y mantenga una velocidad constante.

6.4.2 Diseño de la experiencia

Para validar la propuesta del apartado 5.7 se realizaron 180 pruebas con 5 vehículos distintos y 9 conductores. Cada conductor siguió diferentes rutas urbanas en las ciudades de Granada y Madrid durante los meses de Diciembre (2011) y Enero (2012) por lo que el aire acondicionado estaba desactivado. La elección de este tipo de carretera se debe a que es donde las señales de tráfico ejercen una mayor influencia en las aceleraciones y desaceleraciones.

Cada trayecto se realizó dos veces. La mitad de las veces, el conductor usó el asistente eco-driving en la primera conducción y se desactivó en la segunda vuelta. La otra mitad de las veces, el orden de utilización del asistente fue invertido, usando la solución en la segunda vuelta. El objetivo era que el experimento fuese balanceado. En la tabla 35 podemos ver las características de los conductores que participaron en las pruebas. La tabla 36 describe los vehículos que utilizaron.

El sistema fue ejecutado en un dispositivo móvil Android Nexus S equipado con un procesador ARMv7 a 1.0 Ghz, 512 MB de RAM y Android 4.0. Este móvil permitió procesar 9 imágenes por segundo durante el reconocimiento de señales de tráfico y usando el algoritmo adaptado de Viola & Jones [123]. Para obtener la telemetría del vehículo se usó el mismo dispositivo que en las experiencias previas, el adaptador Bluetooth OBDLink de ScanTool [104].

Conductor	Edad	Género	Experiencia	Perfil
A	60	Hombre	40 años	Agresivo
B	55	Hombre	40 años	Agresivo
C	48	Hombre	27 años	Normal
D	45	Mujer	25 años	Normal
E	36	Hombre	18 años	Normal
F	52	Hombre	34 años	Normal
G	39	Hombre	21 años	Normal
H	47	Hombre	29 años	Normal
I	31	Hombre	2 años	Agresivo

Tabla 35. Características de los conductores participantes en el experimento “Patrón de desaceleración óptimo al aproximarse a señales de tráfico”.

Conductor	Vehículo	Consumo	Tipo
A	Citroën Xsara Picasso HDi 2.0	Urbano: 7.0 l/100 km Extraurbano: 4.6 l/100 km Mixto: 5.5 l/100 km	Diesel
B	Citroën Xsara Picasso HDi 2.0	Urbano: 7.0 l/100 km Extraurbano: 4.6 l/100 km Mixto: 5.5 l/100 km	Diesel
C	Citroën Xsara Picasso HDi 1.6	Urbano: 6.3 l/100 km Extraurbano: 4.1 l/100 km Mixto: 4.9 l/100 km	Diesel
D	Citroën Xsara Picasso HDi 1.6	Urbano: 6.3 l/100 km Extraurbano: 4.1 l/100 km Mixto: 4.9 l/100 km	Diesel
E	Citroën Xsara Picasso HDi 1.6	Urbano: 6.3 l/100 km Extraurbano: 4.1 l/100 km Mixto: 4.9 l/100 km	Diesel
F	Ford Fusion 1.4	Urbano: 8.5 l/100 km Extraurbano 5.3 l/100 km Mixto: 6.5 l/100 km	Gasolina
G	Ford Fusion 1.4	Urbano: 8.5 l/100 km Extraurbano 5.3 l/100 km Mixto: 6.5 l/100 km	Gasolina
H	Ford Fusion 1.4	Urbano: 8.5 l/100 km Extraurbano 5.3 l/100 km Mixto: 6.5 l/100 km	Gasolina
I	Citroën Xsara 1.6i 16V VTS Coupé	Urbano: 9.3 l/100 km Extraurbano: 5.5 l/100 km Mixto: 6.9 l/100 km	Gasolina

Tabla 36. Vehículos utilizados en el experimento “Patrón de desaceleración óptimo al aproximarse a señales de tráfico”.

6.4.3 Consumo de combustible

La tabla 37 muestra la diferencia en el consumo medio de combustible, expresado en l/100 km, para cada conductor y ruta cuando la conducción se realiza sin asistente y cuando se utiliza. Un número positivo indica una disminución en el consumo de combustible cuando se emplea el asistente eco-driving. En dicha tabla, cada columna se corresponde con una ruta y cada fila con un conductor. Los conductores se identifican mediante un código para respetar la privacidad de los participantes en las pruebas. La

tabla 38 muestra los resultados de la aplicación de un análisis estadístico descriptivo aplicado a la tabla 37.

ID	Ruta 1	Ruta 2	Ruta 3	Ruta 4	Ruta 5	Ruta 6	Ruta 7	Ruta 8	Ruta 9	Ruta 10
A	1.4	1.3	0.8	1	0.6	1	1.5	1.2	1	1.3
B	1.5	1.2	1.8	1.3	1.7	1.5	0.7	0.8	0.8	1
C	0.9	0.7	0	1.3	0.2	1.1	1.1	-0.1	0.4	0
D	0.3	0.7	0.3	0.5	0.3	0.9	-0.2	0.7	-0.3	0.5
E	0.7	0.5	0.8	-0.4	0.2	0.3	-0.4	0.2	0.3	1
F	0.4	0.2	0.4	1.1	0.7	0.6	1.2	1.2	0.6	0.8
G	0.2	0.6	0.9	0.1	0.9	0.3	0.9	0.6	0.3	0.3
H	0.7	-0.2	0.8	0.7	1.2	0.8	0.6	1	1.1	1.2
I	1	1.5	1.3	1.3	1.1	1.6	1.3	1.4	1.6	0.7

Tabla 37. Diferencia en el consumo de combustible (l/100 km) usando la propuesta “Patrón de desaceleración óptimo al aproximarse a señales de tráfico”.

Conductor	Media	Mediana	Moda	Desviación típica	Máximo	Mínimo
A	1.11	1.1	1	0.28	1.5	0.6
B	1.23	1.25	1.5	0.39	1.8	0.7
C	0.56	0.55	0	0.53	1.3	-0.1
D	0.37	0.4	0.3	0.38	0.9	-0.3
E	0.32	0.3	-0.4	0.72	1	-0.4
F	0.72	0.65	0.4	0.35	1.2	0.2
G	0.51	0.45	0.9	0.31	0.9	0.1
H	0.79	0.8	0.7	0.41	1.2	-0.2
I	1.28	1.3	1.3	0.28	1.6	0.7

Tabla 38. Análisis estadístico descriptivo del ahorro de combustible conseguido mediante la solución “Patrón de desaceleración óptimo al aproximarse a señales de tráfico”.

A partir de este análisis se puede observar:

- Los conductores con perfil agresivo consiguen ahorrar más combustible (1.21 L/100 km de media) usando la propuesta en comparación con los conductores con perfil normal que logran disminuir el consumo 0.54 l/100 km.
- Igualmente, en el caso de los conductores que realizan una conducción agresiva la mediana es mayor, lo que indica que hay valores más altos de ahorro que en el caso de los conductores con perfil normal.

- Los valores máximos de disminución en el consumo de combustible pertenecen a los usuarios con perfil agresivo. Los usuarios con perfil de conducción normal son los que obtienen los valores mínimos de ahorro de combustible.
- En algunas ocasiones los conductores con perfil normal empeoran los resultados cuando usan el asistente. Por ejemplo, el conductor C en la ruta 8 o el conductor E en las rutas 4 y 7. La causa es el carácter dinámico del tráfico. Aunque las pruebas siempre se han intentado hacer bajo las mismas condiciones, al ser pruebas realizadas en un entorno real y no controlado, aparecen elementos aleatorios que pueden provocar un aumento en el consumo de combustible a pesar de que el conductor este conduciendo eficientemente.

6.4.4 Análisis de las desaceleraciones

La propuesta debe minimizar la cantidad de tiempo que requiere el uso del pedal freno. La clave para conseguir este objetivo es soltar el pedal acelerador a tiempo para que el vehículo se pare gracias al freno “motor”. La figura 56 captura el número de segundos consumidos por uno de los conductores en función de las intensidades de las desaceleraciones con y sin el asistente. La primera columna muestra la cantidad de segundos en el que las desaceleraciones estuvieron comprendidas entre 0.5 y 1.5 m/s² (desaceleraciones suaves con poco uso del pedal freno). Las siguientes columnas capturan la cantidad de segundos para valores crecientes. En la figura 54 se puede ver que la solución reduce las desaceleraciones, especialmente las superiores a 1.5 m/s², que son las que obligan a utilizar el pedal freno, y por tanto, contribuyen al desperdicio de energía.

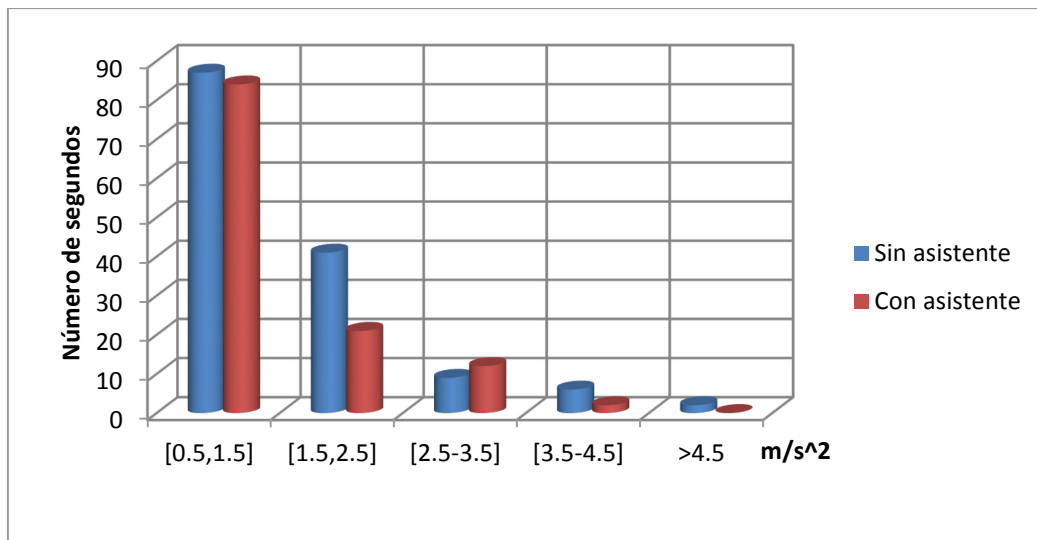


Figura 56. Desaceleraciones agrupadas por intensidades.

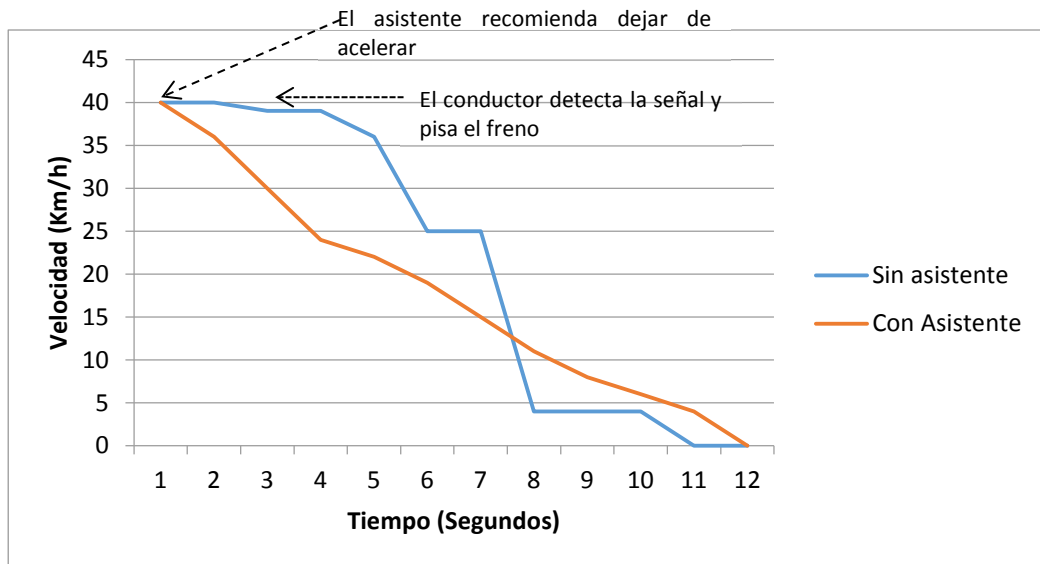


Figura 57. Patrón de desaceleración al acercarse a una señal de tráfico.

La mayor diferencia introducida por el uso del asistente ocurre en presencia de una señal de tráfico que pueda provocar la detección del vehículo. La figura 57 muestra los patrones de desaceleración cuando el conductor tiene que frenar al acercarse a una señal de tráfico con y sin el asistente activado. En el caso seleccionado la velocidad era la misma en ambos casos para poder comparar mejor los resultados. Gráficamente, el resultado de usar el asistente consiste en una desaceleración más gradual. La no detección de la señal de tráfico a tiempo por parte del usuario implica el uso del freno para obtener una rápida desaceleración.

En general, avisar al usuario sobre cuándo debe dejar de pisar el pedal freno tiene una correlación positiva con la obtención de un perfil de desaceleración suave. No obstante, el grado de mejora depende de la habilidad del conductor y de su respuesta cuando recibe la recomendación. Los patrones de desaceleraciones suaves están relacionados con el ahorro del consumo de combustible ya que disminuye el desperdicio de energía. En la figura 57, el ahorro de combustible fue de 2 ml.

6.5 Uso de la gamificación para promover la conducción eficiente

6.5.1 Descripción y objetivos

Para que los conductores cambien su estilo de conducción hacia uno más eficiente es necesario contar con técnicas y mecanismos para motivarlos. En el caso de que no se disponga de ellos puede suceder como en el apartado 6.2, donde el conductor B no aplicó las recomendaciones indicadas por el asistente, y por tanto, no mejoró el consumo de combustible.

En este experimento se quiere comprobar que la introducción de sistemas de gamificación influye de forma positiva en la mejora del estilo de conducción desde el punto de vista del ahorro energético. Se realizará una comparación entre los resultados obtenidos sólo con el asistente descrito en el capítulo 5 y los conseguidos al añadir los mecanismos de motivación de la gamificación (ranking de usuarios y logros).

Objetivos:

- Demostrar la efectividad de la gamificación para promover la conducción eficiente
- Analizar la evolución del consumo de combustible y el estilo de conducción usando el mecanismo de gamificación, y su relación con el perfil de conducción del usuario

6.5.2 Configuración del experimento

En las pruebas participaron 14 conductores que usaron el asistente de forma regular durante 2 meses en 4 rutas diferentes localizadas en Madrid, Sevilla y Granada. Estos trayectos contaban con pequeños tramos de autovía y carretera urbana. El experimento se realizó en todos los casos a la misma hora para que la densidad de tráfico fuese similar.

Los conductores fueron divididos en dos grupos: grupo experiencia y grupo control. Los usuarios del grupo control disponen del asistente descrito en el capítulo 5, pero las características relativas al juego fueron desactivadas. Por lo tanto, estos usuarios desconocían su puntuación y los logros que habían conseguido. El grupo experiencia usó el mismo asistente, y además, en este caso las funcionalidades de juegos se encontraban activadas. Estos usuarios podían ver las puntuaciones obtenidas por los usuarios de los ambos grupos: control y experiencia. La tabla 39 muestra las características de los conductores (X1) del grupo control y del grupo experiencia (X2).

Para realizar esta experiencia se emplearon 4 dispositivos Android: 1 Galaxy Nexus y 4 Galaxy S. El dispositivo Galaxy Nexus dispone de un procesador ArmV9 a 1.2 Ghz, 1GB de RAM y Android 4.1.2, El móvil Nexus S cuenta con un procesador ArmV8 a 1 Ghz, 512 Mb de RAM y Android 4.1.2. Las telemetrías de los vehículos se obtuvieron empleando el conversor OBDLink de la empresa ScanTool [104].

ID	PERFIL	VEHÍCULO	CV	COMBUSTIBLE	CONSUMO COMBUSTIBLE (L/100 KM)	AÑO	TIPO CONDUCTOR
A1	Agresiva	Citroen Xsara Picasso 1.6	110	Diesel	4.9	2003	Usual
B1	Normal	Ford Fusion 1.4	80	Gasolina	6.5	2011	Usual
C1	Normal	Citroen Xsara Picasso 1.6	110	Diesel	4.9	2003	Usual
D1	Normal	Citroen Xsara Picasso 1.6	110	Diesel	4.9	2003	Usual
E1	Normal	Citroen Xsara Picasso 1.6	110	Diesel	4.9	2003	Usual
F1	Agresiva	Ford Focus Sedan 1.6	115	Diesel	4.5	2011	Ocasional

G1	Agresiva	Citroen C5 2.0	140	Diesel	5.7	2010	Usual
A2	Agresiva	Citroen Xsara Picasso 2.0	90	Diesel	5.8	2003	Usual
B2	Normal	Ford Fusion 1.4	80	Gasolina	6.5	2011	Usual
C2	Normal	Ford Fusion 1.4	80	Gasolina	6.5	2011	Usual
D2	Agresiva	Citroen Xsara Coupe	160	Diesel	7.1	2000	Ocasional
E2	Normal	Citroen Xsara Picasso 1.6	110	Diesel	4.9	2003	Usual
F2	Normal	Citroen Xsara Picasso 1.6	110	Diesel	4.9	2003	Usual
G2	Agresiva	Citroen Xsara Picasso 1.6	110	Diesel	4.9	2003	Usual

Tabla 39. Características de los conductores y vehículos empleados en el experimento sobre el impacto de la gamificación en el consumo de combustible.

6.5.3 Evaluación del estilo de conducción

El comportamiento del conductor desde el punto de vista de la eficiencia energética se evaluó mediante el sistema de lógica difusa descrito en el apartado 5.3. La salida del sistema es un número entre 0 y 10 que determina en qué grado el conductor cumple con las reglas de conducción eficiente. Una puntuación baja indica que el conductor no está cumpliendo con las reglas eco-driving. Por el contrario, una puntuación elevada significa que el usuario está conduciendo eficientemente. Esta misma solución es la que emplea el mecanismo de gamificación. El sistema difuso asigna una puntuación al conductor cuando termina el viaje, basándose en la telemetría obtenida.

Los conductores participantes en la experiencia realizaron dos test para validar que el asistente de conducción eficiente influye de forma positiva en el comportamiento del conductor y que los mecanismos de gamificación contribuyen a mejorar aún más estos efectos. El primer test se efectúa antes de que los conductores usen el asistente propuesto en esta tesis. El segundo test se hace cuando el usuario ha conducido durante un mes con el sistema activo. La tabla 40 captura la puntuación obtenida por los conductores que tienen la característica de juego desactivado, antes (pre-test) y después de utilizar el asistente (post-test). La tabla 41 muestra la puntuación obtenida por los conductores que tienen activados los mecanismos de gamificación.

Observando los resultados se puede concluir que los conductores que no disponen de la característica de juego mejoran muy levemente el estilo de conducción. Sin embargo, después de un corto periodo de tiempo vuelven a sus hábitos previos. Además, algunos conductores incluso empeoran o no mejoran nada como es el caso del usuario “F1” (conductor agresivo y ocasional). Sin embargo, los usuarios cambian su estilo de

conducción hacia uno más eficiente cuando se utilizan las técnicas de gamificación con independencia del perfil de usuario (agresivo, normal, ocasional o habitual)

	Perfil conductor	Pre-Test	Post-Test	Ganancia
A1	Agresivo Usual	0	0	0
B1	Normal Usual	5	6.1	1.1
C1	Normal Usual	4	7.2	3.2
D1	Normal Usual	5.9	6.5	0.6
E1	Normal Usual	6.4	7.7	1.3
F1	Agresivo Ocasional	0.5	0	-0.5
G1	Agresivo Usual	0.2	0.3	0.1

Tabla 40. Puntuaciones del grupo de control.

	Perfil conductor	Pre-Test	Post-Test	Ganancia
A2	Agresivo Usual	0.6	8	7.4
B2	Normal Usual	5.7	9.98	4.28
C2	Normal Usual	6.2	10	3.8
D2	Agresivo Ocasional	1.3	8.9	7.6
E2	Normal Usual	5	9.9	4.9
F2	Normal Usual	5.5	9.5	4
G2	Agresivo Usual	2.1	7.8	5.7

Tabla 41. Puntuaciones del grupo experiencia.

6.5.4 Logros

La tabla 42 captura el número de conductores que desbloqueó cada logro. Se puede observar como los conductores que tienen la función de juego activada consiguen desbloquear más logros que los usuarios que no tienen activada esta característica. Además, los de mayor complejidad sólo los desbloquean los usuarios con el juego activado.

Logro	Juego Desactivado	Juego Activado
Obtener 5 puntos	3	7
Obtener 7 puntos	3	7
Obtener 10 puntos	0	1
Completar una vuelta sin desacelerar bruscamente	4	5
Completar una vuelta sin frenar bruscamente durante más del 0.5% de la duración del trayecto	6	7
Completar una vuelta sin acelerar bruscamente durante más del 1% de la duración del trayecto	2	5
Completar una vuelta sin acelerar bruscamente durante más del 2% de la duración del trayecto	6	7
Completar una vuelta sin variar la velocidad más de 20 km/h en 5 segundos	2	6
Obtener un valor de PKE inferior a 0.30	0	4
Obtener un consumo de combustible medio inferior o igual al indicado por el fabricante más 0.2 l/100 km durante una vuelta	1	2
Desbloquear todos los logros	0	1

Tabla 42. Comparación entre los logros desbloqueados por el grupo control y grupo experiencia.

6.5.5 Progresión de los conductores

La figura 58 captura la puntuación obtenida a lo largo de 40 días por los conductores A1 y C1 (grupo control) que no tenían la característica de juego activa. En este caso el asistente sólo emite recomendaciones para mejorar el consumo de combustible, pero no muestra la puntuación de la conducción ni los logros desbloqueados. La figura 59 captura la puntuación de los conductores E2 y G2 (grupo experiencia) que contaban con el mecanismo de gamificación. En este caso los usuarios podían visualizar la puntuación que habían conseguido al finalizar el trayecto, su posición en el ranking de usuarios y los logros desbloqueados.

La figura 58 muestra que los usuarios con perfil agresivo mejoran levemente su estilo de conducción cuando emplean el asistente eco-driving. Sin embargo, transcurrido un periodo de tiempo, vuelven a sus hábitos de conducción previos. En esta figura se

puede ver como el conductor con perfil agresivo mejora su estilo de conducción a partir del día 7, pero a partir del día 32 vuelve a conducir ineficientemente. Por el contrario, en el caso de los conductores que tienen la característica de juego activada (figura 59), tanto el conductor con perfil normal como el conductor agresivo optimizan sus hábitos de conducción y no vuelven a sus estilos de conducción previos. Además, se puede observar como el usuario con perfil normal incrementa la puntuación en comparación con el conductor que tiene su mismo estilo de conducción, pero no tiene activado el sistema de gamificación.

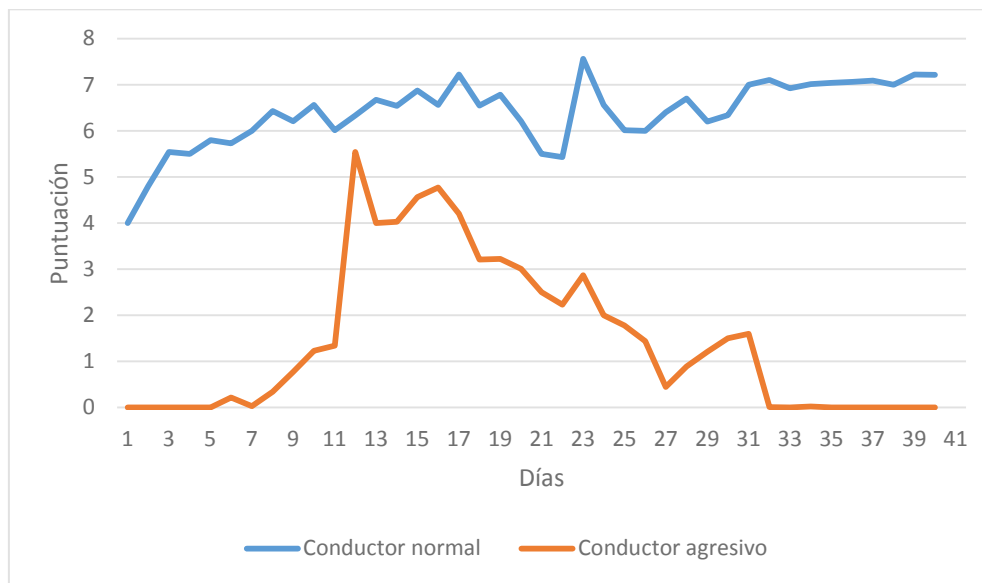


Figura 58. Evolución de la puntuación según el perfil de conducción del usuario y sin usar gamificación.

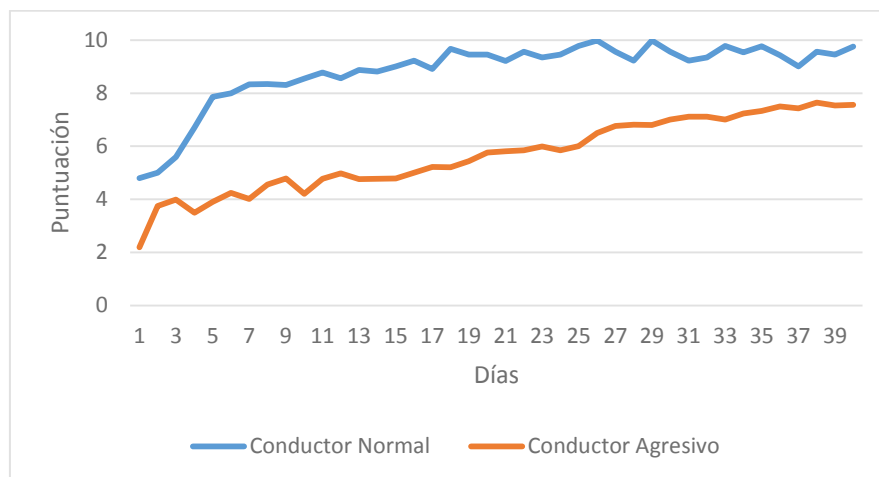


Figura 59. Evolución de la puntuación según el perfil de conducción y empleando técnicas de gamificación.

Las figuras 60 y 61 muestran la evolución del consumo de combustible con y sin el mecanismo de gamificación, respectivamente. En la figura 60 se puede observar como el conductor con perfil agresivo reduce el consumo de combustible desde los primeros días, pero a partir del día 21 empieza a incrementarse de nuevo. El conductor con perfil

normal si logra decrementar el consumo de combustible. En este último caso, la diferencia entre el consumo de combustible obtenido el primer día y el último día de las pruebas fue de 0.39 l/100 km, es decir el consumo mejoró un 5.7%.

Por otro lado, cuando el juego está activado (figura 61), los dos conductores lograron una gran mejora en el consumo de combustible. En el caso del conductor con perfil agresivo, el consumo de combustible disminuyó un 20.20%. Asimismo, el usuario con perfil normal consiguió mejorar el consumo un 22.25%.

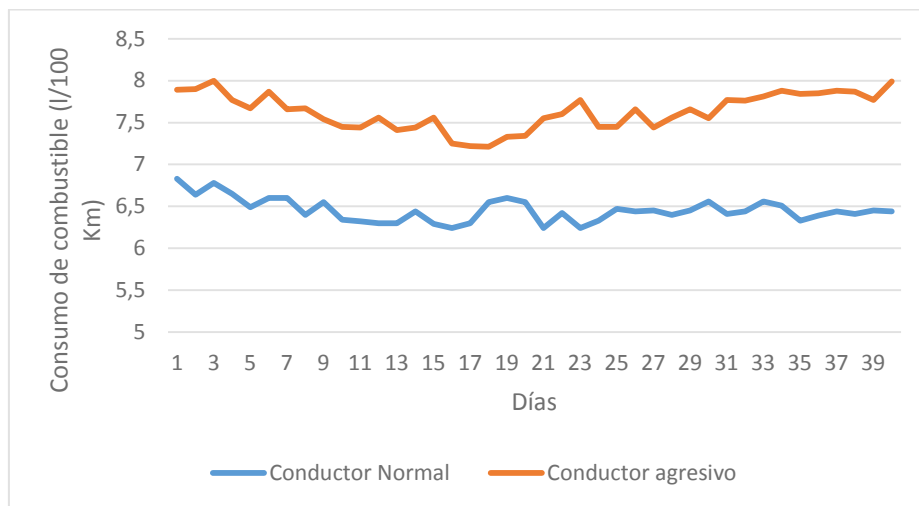


Figura 60. Evolución del consumo de combustible en función del perfil de conducción sin utilizar gamificación.

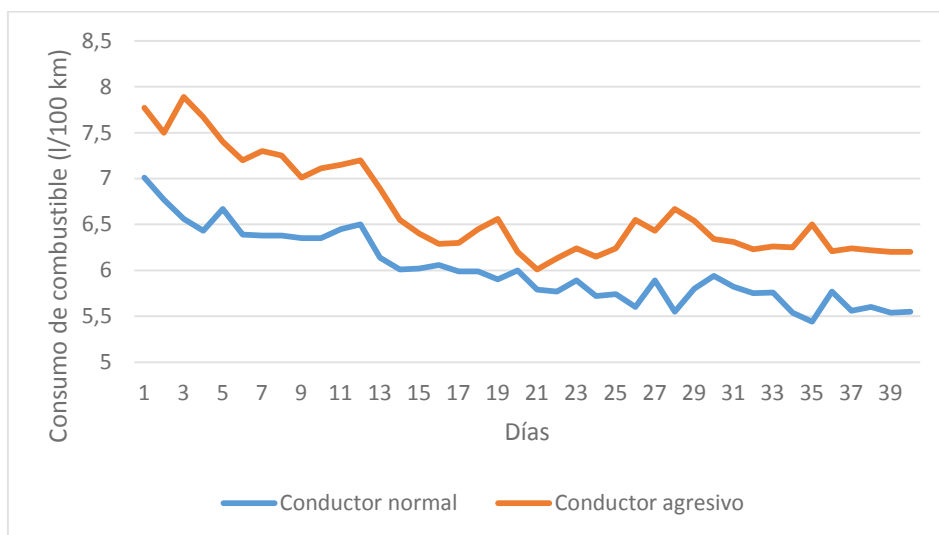


Figura 61. Evolución del consumo de combustible en función del perfil de conducción y utilizando gamificación.

6.6 Detección de eventos anómalos en carretera

6.6.1 Descripción y objetivos

Cuando se producen eventos en carretera como accidentes o el tráfico es denso el consumo de combustible aumenta debido a un incremento en la frecuencia de las aceleraciones (positivas y negativas). Además, los vehículos se ven obligados a circular a menor velocidad. Conducir a baja velocidad tiene un impacto negativo en el consumo ya que en este caso el motor no se encuentra trabajando en la zona de máximo rendimiento.

Para mitigar estos problemas se propuso en el apartado 5.8 un sistema que detecta este tipo de eventos y avisa al usuario con antelación para que cambie de ruta o adapte la velocidad de forma progresiva. Esta propuesta emplea la telemetría del vehículo y las obtenidas por otros usuarios para determinar si hay algún incidente que pueda forzar al usuario a disminuir la velocidad. A diferencia de otras soluciones, el sistema presentado no requiere la instalación de sensores en la carretera.

Objetivos:

- Demostrar que se pueden detectar eventos anómalos en carretera que provoquen un cambio en la velocidad de los vehículos basándose en la telemetría y en información histórica sobre la carretera.
- Determinar cuál es el algoritmo de clasificación mejor para detectar incidentes en carretera
- Verificar que la solución reduce el consumo de combustible y suaviza las desaceleraciones

6.6.2 Configuración de la experiencia

Este experimento consta de dos partes. En primer lugar se pretende validar que es posible determinar si se está produciendo un evento anómalo empleando la solución propuesta. En la segunda parte se analizará el impacto que tiene informar al usuario con antelación sobre los incidentes en el consumo de combustible y en la conducción.

Para verificar el algoritmo propuesto se emplearon seis conjuntos de datos obtenidos a través del puerto de diagnóstico del vehículo. Los datasets contienen la telemetría de los vehículos cuando circulaban en 6 tramos diferentes ubicados en las ciudades de Madrid y Granada. Los datos de la telemetría son los siguientes:

- Velocidad Media (km/h)
- Aceleración Media (m/s^2)
- Desaceleración Media (m/s^2)
- Energía cinética positiva (PKE)
- Número de paradas
- Tiempo máximo detenido (segundos)
- Tiempo Medio Parada (segundos)
- Número de desaceleraciones

En la figura 62 (Madrid) y 63 (Granada) podemos ver los tramos a los que hacen referencia los datasets. Todos los conjuntos de datos tienen el mismo número de instancias (100). La tabla 43 muestra el número de instancias con incidencias y sin ellas para cada conjunto de datos así como la región donde fueron capturadas, los vehículos empleados y el tipo de vía.

Para la segunda parte de la experiencia se usó el simulador SUMO [35] [169]. En este caso el objetivo es validar si se ahorra combustible cuando se suministra al usuario un patrón óptimo de desaceleración al aproximarse a una región donde hay un incidente. Este software es de código abierto, altamente portable y permite hacer simulaciones microscópicas de tráfico. Además, se puede cambiar el comportamiento de los vehículos en tiempo de ejecución. El uso del simulador en vez de una experiencia real se debe a la imposibilidad de contar con varios vehículos que estén circulando por la misma ruta a una hora determinada, y que además, durante esa prueba se estén produciendo incidentes significativos.

En la experiencia se emplean cuatro vehículos. Los eventos anómalos son detectados por el primer vehículo (L) que es el encargado de notificar al resto. La longitud del trayecto es de 30 Km y el límite de velocidad 100 Km/h. Se consideran 2 escenarios. En el primer escenario se producen 4 accidentes que obligan al usuario a reducir la velocidad hasta los 10 Km/h en el segmento de carretera más cercano al accidente. Cuando llegan al accidente tienen que estar parados durante 30 segundos, y después, retoman la marcha. En el segundo caso se simulan 4 atascos en el recorrido que obligan al usuario a reducir la velocidad hasta los 60 km/h.

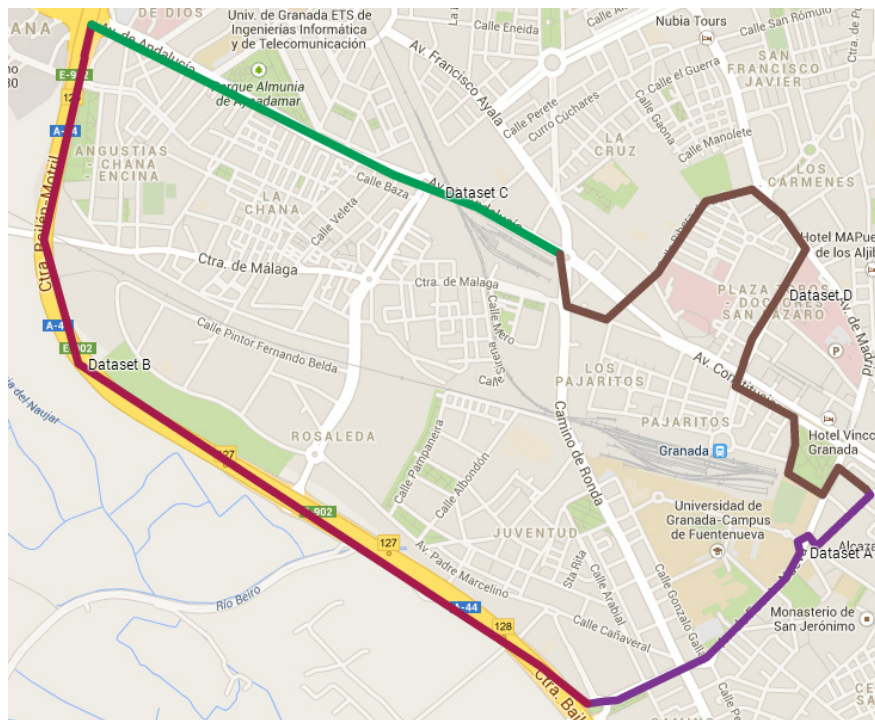


Figura 62. Dataset de la ruta de Granada (A, B, C, D).

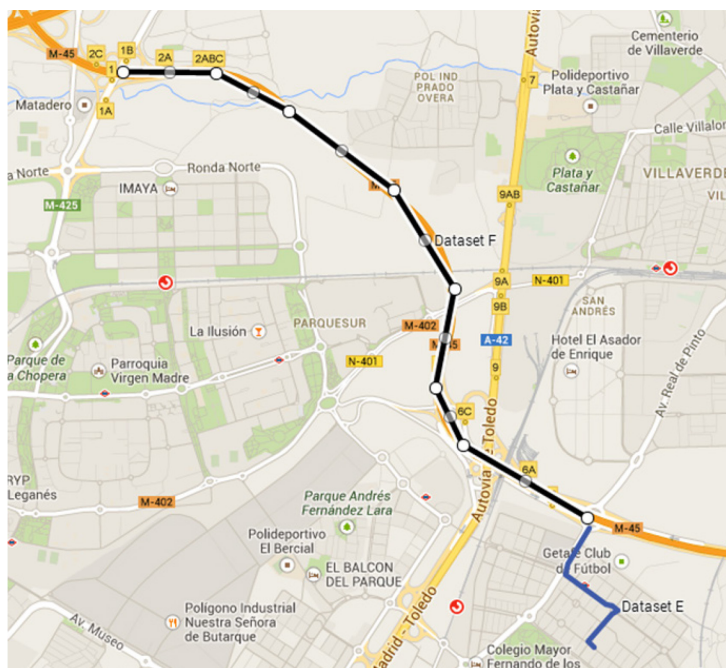


Figura 63. Dataset de la ruta de Madrid (E, F).

Dataset	Incidencias	Sin incidencias	Tipo Carretera	Región	Vehículo
A	27	73	Urbana	Granada	Citroën Xsara Picasso 2.0 HDI Ford Fusion 1.4 Ford Focus Sedan 1.6
B	32	68	Autovía	Granada	Citroën Xsara Picasso 2.0 HDI Ford Fusion 1.4 Ford Focus Sedan 1.6
C	38	62	Urbana	Granada	Citroën Xsara Picasso 2.0 HDI Ford Fusion 1.4 Ford Focus Sedan 1.6
D	27	73	Urbana	Granada	Citroën Xsara Picasso 2.0HD Ford Fusion 1.4 Ford Focus Sedan 1.6 I
E	41	59	Urbana	Madrid	Citroën Xsara Picasso 1.6 HDI
F	21	79	Autovía	Madrid	Citroën Xsara Picasso 1.6 HDI

Tabla 43. Características de las muestras empleadas para validar el algoritmo de detección de eventos anómalos.

6.6.3 Detección de incidencias

Para evaluar el algoritmo propuesto se empleó validación cruzada. Esta técnica nos permite garantizar que los resultados son independientes de la partición entre los datos de entrenamiento y los datos de prueba. En la validación cruzada de “k” iteraciones los

datos de muestra se dividen en K subconjuntos. Uno de los subconjuntos se utiliza como datos de prueba y el resto (K-1) como datos de entrenamiento. En este experimento k tomó el valor de 20. En la tabla 46 se comparan los resultados obtenidos por cuatro algoritmos de clasificación diferentes: Naïve Bayes Máquina de Soporte Vectorial (SMO), Perceptron Multicapa (MLP) y C4.5 (en Weka se denomina J48). En este experimento se utilizó la implementación de WEKA [111]. En la tabla 44 se muestran los parámetros con los que se ejecutaron estos cuatro algoritmos.

ALGORITMO	PARÁMETRO	VALOR
SMO	C	5
	Epsilon	1.0E-12
	Función Kernel	Polinómica
	Exponente Función Polinómica	3
MLP	Número de capas ocultas	1
	Número de neuronas por capa	4
	Ratio de aprendizaje	0.3
	Momento	0.2
	Epoch	500
J48	Factor de confianza	0.25
	Mínimo número de instancias por hoja	7
	Número de particiones	2

Tabla 44. Parámetros de los algoritmos de clasificación.

Los resultados muestran que SMO, MLP y J48 presentan unos resultados similares. Estos tres algoritmos clasifican de forma correcta el 96% de media. Sin embargo, el algoritmo Naïve Bayes sólo clasificó correctamente el 93% de las muestras. En todos los casos el índice Kappa es alto lo que indica que los resultados son mejores que si se clasificasen las instancias de forma aleatoria. [170] propuso una escala (tabla 45) para interpretar este valor. Según esta escala en todos los casos los resultados son “muy buenos” excepto los obtenidos por el algoritmo Naïve Bayes que sólo se pueden clasificar como “buenos”.

Valor de K	Fuerza de la concordancia
< 0.20	Pobre
0.21 – 0.40	Débil
0.41 – 0.60	Moderada
0.61 – 0.80	Buena
0.81 – 1.00	Muy Buena

Tabla 45. Escala del índice Kappa.

Respecto al tiempo de ejecución (figura 64), el algoritmo J48 es el que obtiene un mejor resultado estableciéndose un compromiso entre precisión y rapidez. El tiempo de

ejecución de este algoritmo fue un 98% inferior al del algoritmo MLP y un 62.26% respecto al algoritmo SMO. Naïve Bayes obtiene un tiempo de ejecución menor que J48, pero la diferencia no es tan grande como en el caso anterior y sus resultados son mucho peores. El tiempo de ejecución de Naïve Bayes fue de 0.39 segundos de media, mientras que, J48 logro un tiempo de ejecución de 0.53 segundos.

La tabla 47 muestra las matrices de confusión para cada dataset usando el algoritmo J48. En estas matrices cada columna representa el número de predicciones de cada clase. En nuestro caso hay dos clases: incidencia o sin incidencia. Las filas representan a las instancias en la clase real. Las matrices de confusión nos permiten valorar la exactitud del algoritmo, y es especialmente útil cuando el número de instancias de cada clase se encuentran descompensadas. Por ejemplo, si hay 90 instancias pertenecientes a la clase 1 y sólo 10 pertenecientes a la clase 2, el clasificador puede tener fácilmente un sesgo hacia la clase 1. En este caso el número de instancias correctamente clasificadas sería del 90%. Este resultado podría hacernos pensar que el resultado no es del todo malo cuando no es cierto.

DATASET	RESULTADOS	NAÏVE BAYES	SMO	MLP	J48
A	Instancias Correctas	96%	99%	97%	95%
	Instancias Incorrectas	4%	1%	3%	5%
	Kappa	0.9008	0.9743	0.923	0.8775
B	Instancias Correctas	91%	95%	95%	95%
	Instancias Incorrectas	9%	5%	5%	5%
	Kappa	0.8045	0.8822	0.8842	0.8842
C	Instancias Correctas	91%	94%	94%	96%
	Instancias Incorrectas	9%	6%	6%	4%
	Kappa	0.81	0.87	0.8714	0.9142
D	Instancias Correctas	99%	98%	97%	99%
	Instancias Incorrectas	1%	2%	3%	1%
	Kappa	0.9782	0.9571	0.9361	0.9782
E	Instancias Correctas	90%	94%	94%	96%
	Instancias Incorrectas	10%	0.8741	6%	4%
	Kappa	0.7918	0.6716	0.8741	0.9173
F	Instancias Correctas	90%	97%	98%	93%
	Instancias Incorrectas	10%	3%	2%	7%
	Kappa	0.7272	0.9111	0.9418	0.806

Tabla 46. Resultados del algoritmo de detección de incidentes.

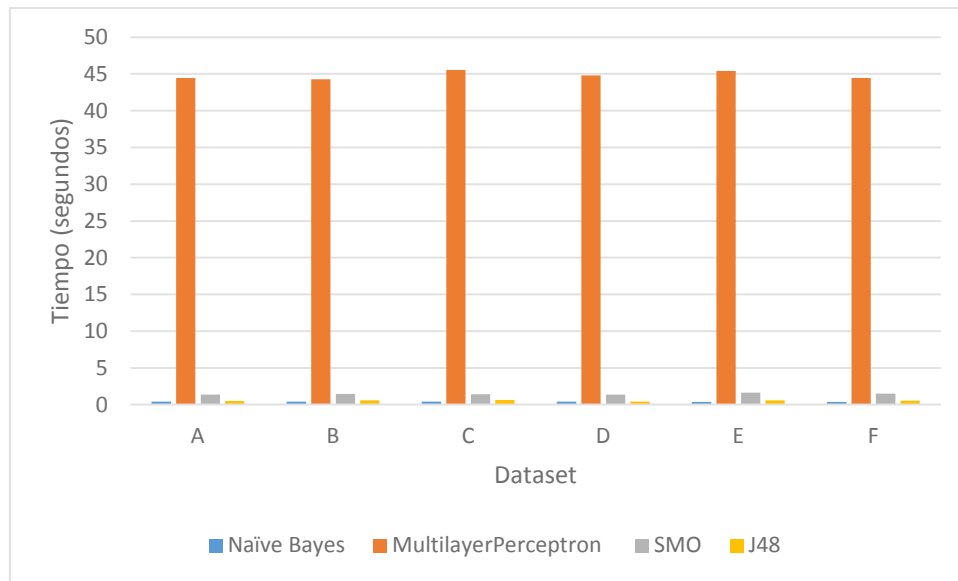


Figura 64. Tiempo de ejecución de los algoritmos de clasificación para la construcción de los modelos de detección de incidentes.

Dataset A			Dataset B		
	Incidente= sí	Incidente= no		Incidente= sí	Incidente= no
Incidente= sí	26	1	Incidente= si	29	3
Incidente=no	4	69	Incidente=no	2	66
Dataset C			Dataset D		
	Incidente= si	Incidente= no		Incidente= sí	Incidente= no
Incidente= si	36	2	Incidente= si	35	1
Incidente=no	5	57	Incidente=no	0	64
Dataset E			Dataset F		
	Incidente= sí	Incidente= no		Incidente= sí	Incidente= no
Incidente= si	39	2	Incidente= si	19	2
Incidente=no	2	57	Incidente=no	6	73

Tabla 47. Matrices de confusión.

6.6.4 Impacto de la solución en el consumo de combustible

En este apartado se analiza el impacto que tiene avisar al usuario con antelación sobre un incidente para que modere la velocidad. Como se describió en el apartado “Configuración de la experiencia” se analizan dos escenarios. La tabla 48 muestra el consumo de combustible obtenido cuando se producen accidentes de tráfico (incidentes graves). La primera columna captura la distancia (metros) que había entre el vehículo y el evento cuando el conductor recibió la notificación de que se estaba produciendo un

incidente. Las siguientes columnas muestran la cantidad de combustible consumido por los vehículos sin el asistente y con el asistente. La tabla 49 captura los resultados en el segundo escenario (congestión de tráfico).

Vehículo	Distancia(m)	Sin asistente(ml)	Con asistente(ml)
L	0	2930.97	2925.48
A	500	2912.53	2850.21
B	1000	2918.51	2814.37
C	1500	2929.49	2656.46

Tabla 48. Consumo de combustible cuando se producen accidentes de tráfico.

Vehículo	Distancia(m)	Sin asistente(ml)	Con asistente(ml)
L	0	2605.51	2606.97
A	500	2605.35	2538.51
B	1000	2596.05	2501.11
C	1500	2607.03	2392.97

Tabla 49. Consumo de combustible cuando hay tráfico denso.

En las tablas 48 y 49 se puede observar como al aumentar la antelación con la que se avisa al usuario de que se está produciendo el evento anómalo, el ahorro en el consumo de combustible es mayor. Si el conductor recibe con suficiente antelación el aviso puede ahorrar hasta 1 l/100 km. También se puede observar que el porcentaje de ahorro depende de la gravedad del incidente. En el primer caso el porcentaje de ahorro máximo fue de 9.32%, mientras que en el segundo caso (menor gravedad) el consumo de combustible disminuyó un 8.21% como máximo.

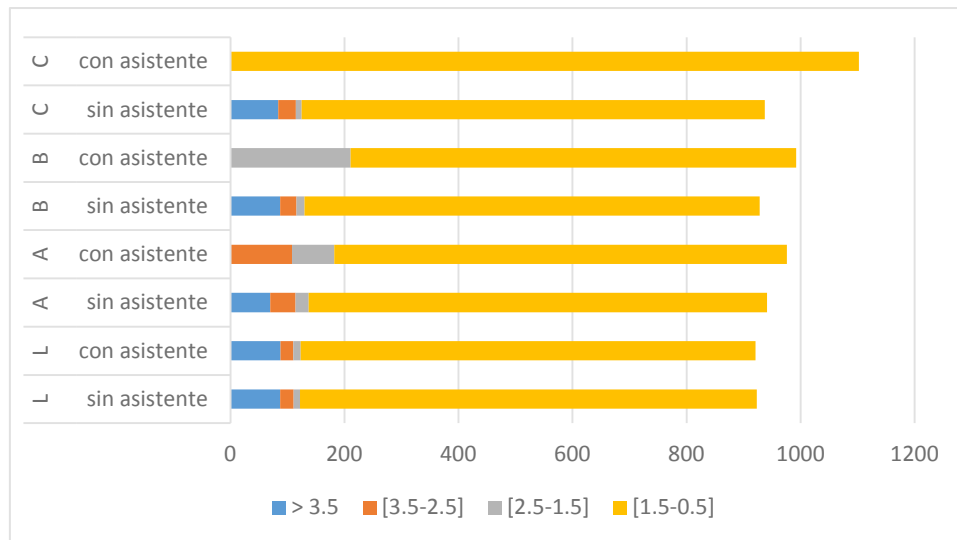


Figura 65. Número de aceleraciones agrupadas por intensidades cuando se producen accidentes de tráfico.

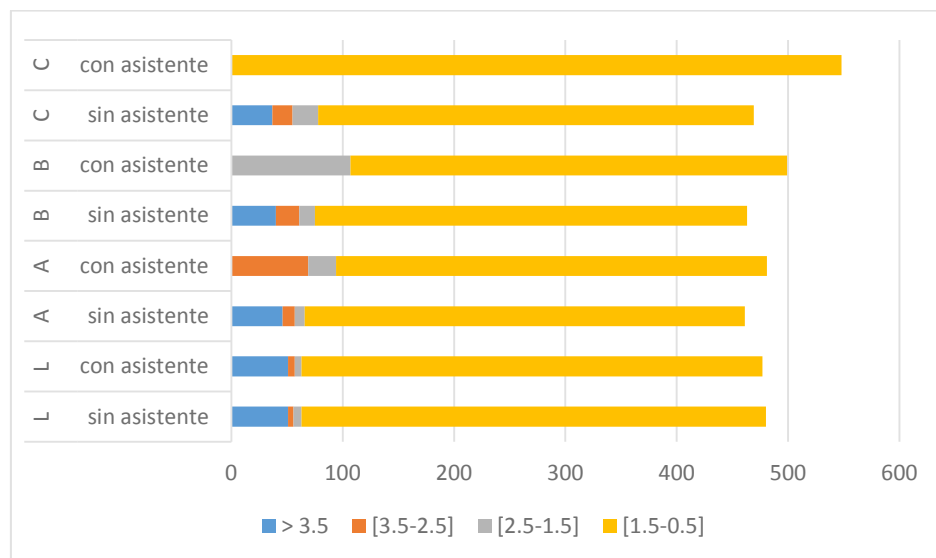


Figura 66. Número de desaceleraciones agrupadas por intensidades cuando se producen accidentes de tráfico.

El ahorro de combustible que se consigue mediante esta solución se debe a la disminución de las desaceleraciones bruscas. La figura 65 captura el número de desaceleraciones que se producen en el recorrido agrupadas por intensidades cuando hay accidentes de tráfico. El segundo caso (tráfico denso) es mostrado en la figura 66.

Observando ambas figuras podemos ver como el sistema reduce las aceleraciones bruscas, especialmente cuando la solución avisa con antelación. Además, esto implica que las desaceleraciones pequeñas se incrementen. Sin embargo, no supone un problema porque no influyen tanto en el consumo de combustible como las bruscas.

6.7 Seguimiento de conductores eficientes

6.7.1 Descripción y objetivos

Uno de los mecanismos de aprendizaje es el que se conoce como aprendizaje vicario o social. Este método de aprendizaje se basa en la observación de un modelo y su imitación. El individuo aprende conductas de otro individuo con el que se identifica sin

la necesidad de la práctica. Este paradigma del aprendizaje fue desarrollado de manera formal por Albert Bandura [171].

En esta tesis doctoral, una de las soluciones presentadas para ahorrar combustible consiste en identificar cuáles son los usuarios cercanos que mejor conducen desde el punto de vista de la ecología para que el conductor los siga e imite su estilo de conducción. En el caso de que no haya conductores cercanos eficientes se emplean telemetrías históricas para determinar cuál es la velocidad más adecuada segundo a segundo.

Objetivos:

- Comprobar que el conductor ahorra combustible cuando imita el comportamiento de un conductor eficiente próximo.
- Comparar el resultado obtenido al seguir a un conductor eficiente con mostrar al conductor la velocidad óptima segundo a segundo.
- Verificar que informar al usuario sobre los conductores eficientes cercanos tiene un efecto positivo en la suavización de la conducción.

6.7.2 Configuración de la experiencia

En este experimento participaron 4 conductores. Todos los participantes eran hombres con edades comprendidas entre los 40-60 años. Las pruebas se realizaron durante el mes de Diciembre del 2013 a las 8 de la mañana. La elección de este horario se debe a que es cuando la densidad de tráfico es menor. El objetivo es evitar en la medida de lo posible que la variación en el consumo de combustible se deba a que haya condiciones diferentes durante cada test. La ruta donde se realizaron las pruebas se localiza en Granada y sus características han sido descritas previamente en 6.3. Los vehículos empleados fueron los siguientes:

- Seat Cordoba (vehículo de referencia)
- Citroen Xsara Picasso 2.0 HDI
- Ford Fusion 1.4
- Ford Focus Sedan 1.6

El experimento constó de tres fases. En la primera fase los conductores realizaron el recorrido diez veces sin emplear ningún vehículo de referencia (el usuario conducía como lo hacía habitualmente). El resultado de esta fase se empleó para determinar qué vehículo era el más eficiente. Para evaluar la conducción se empleó el sistema de lógica difusa descrito en la sección 5.3.

En la segunda fase, los tres peores conductores desde el punto de vista de la eficiencia siguieron al conductor eficiente. Los conductores completaron así 10 vueltas. Estas pruebas se realizaron de forma individual, es decir, en cada test participaron dos usuarios, el conductor ineficiente y el conductor eficiente. En todos los casos, el conductor de referencia fue el mismo.

Finalmente, los conductores tuvieron que completar 10 vueltas siguiendo las recomendaciones del asistente que les mostraba la velocidad óptima segundo a segundo y su velocidad actual. En este caso no había ningún vehículo de referencia.

6.7.3 Resultados

Las tablas 50, 51 y 52 muestran los resultados obtenidos por los conductores ineficientes A (Citroen Xsara Picasso 2.0), B (Ford Fusión 1.4) y C (Ford Focus Sedan 1.6), respectivamente. La primera columna muestra los valores medios cuando el conductor conducía libremente. En la segunda columna se capturan los resultados conseguidos en el segundo caso (empleo de vehículo de referencia). La tercera columna indica la diferencia entre la conducción libre y la guiada, expresada en tanto por ciento.

En las tablas se puede observar que cuando los conductores siguen a un conductor eficiente reducen el consumo de combustible un 5.83% de media. Además, las variables relacionadas con la agresividad en la conducción, la desaceleración y la energía cinética positiva, se mejoran en todos los casos de forma muy significativa. En cuanto a la velocidad y la duración del trayecto, el seguimiento del vehículo eficiente puede aumentarla o disminuirla dependiendo del tipo de conductor. Por ejemplo, el conductor C conduce a una velocidad baja, y acelera y frena con frecuencia. En este caso la solución influye en la velocidad del vehículo aumentándola y reduciendo la duración del trayecto. Sin embargo, la propuesta también puede provocar el efecto contrario como ocurre en el caso del conductor B, que disminuye la velocidad y aumenta el tiempo del viaje. No obstante, el ahorro en el combustible (0.48 L/100Km) compensa el incremento en la duración del trayecto (35 segundos).

	Sin vehículo referencia	Con vehículo referencia	Diferencia (%)
Velocidad media(km/h)	34.34	36.22	+5.47
Velocidad máxima(km/h)	108.33	98.33	-9.23
Desaceleración media(m/s²)	2.02	1.36	-32.67
PKE	0.52	0.45	-13.46
Consumo de combustible (l/100 km)	8.53	8.04	-5.74
Duración del viaje (segundos)	1313.00	1121.00	-14.62

Tabla 50. Comparación del consumo de combustible obtenido por el conductor A (conduciendo libremente y siguiendo a un conductor eficiente).

	Sin vehículo referencia	Con vehículo referencia	Diferencia (%)
Velocidad media(km/h)	37.77	35.28	-6.58
Velocidad máxima(km/h)	96.33	89	-7.61
Desaceleración media(m/s²)	0.55	0.51	-6.42
PKE	0.36	0.31	-13.74
Consumo de combustible (l/100 km)	7.80	7.32	-6.15
Duración del viaje (segundos)	1141.00	1176.50	+3.11

Tabla 51. Comparación del consumo de combustible obtenido por el conductor B (conduciendo libremente y siguiendo a un conductor eficiente).

	Sin vehículo referencia	Con vehículo referencia	Diferencia (%)
Velocidad media(km/h)	30.61	34.04	+11.21
Velocidad máxima	121	94	-22.31
Desaceleración media	0.77	0.56	-27.27
PKI	0.46	0.39	-15.22
Consumo de combustible (l/100 km)	7.29	6.87	-5.76
Duración del viaje (segundos)	1431.00	1071.50	-25.12

Tabla 52. Comparación del consumo de combustible obtenido por el conductor C (conduciendo libremente y siguiendo a un conductor eficiente).

	Sin vehículo referencia	Con asistente de velocidad	Diferencia (%)
Velocidad media(km/h)	34.34	34.28	-0.17
Velocidad máxima(km/h)	108.33	110	+1.52
Desaceleración media(m/s²)	2.02	1.70	-15.84
PKE	0.52	0.47	-9.62
Consumo de combustible (l/100 km)	8.53	8.21	-3.75
Duración del viaje (segundos)	1313.00	1200	-8.61

Tabla 53. Comparación del consumo de combustible obtenido por el conductor A (conduciendo libremente y mostrándole la velocidad media).

	Sin vehículo referencia	Con asistente de velocidad	Diferencia (%)
Velocidad media(km/h)	37.77	38	+0.61
Velocidad máxima(km/h)	96.33	100	+3.67
Desaceleración media(m/s²)	0.55	0.80	+45
PKE	0.36	0.40	+10
Consumo de combustible (l/100 km)	7.80	7.89	+1.14
Duración del viaje (segundos)	1141.00	1130.27	-0.94

Tabla 54. Comparación del consumo de combustible obtenido por el conductor B (conduciendo libremente y mostrándole la velocidad media).

	Sin vehículo referencia	Con asistente de velocidad	Diferencia (%)
Velocidad media(km/h)	30.61	32.45	+5.67
Velocidad máxima	121	115	-4.96
Desaceleración media	0.77	0.60	-22.08
PKI	0.46	0.44	-4.35
Consumo de combustible (l/100 km)	7.29	7,01	-3.84
Duración del viaje (segundos)	1431.00	1232.42	-13.88

Tabla 55. Comparación del consumo de combustible obtenido por el conductor C (conduciendo libremente y mostrándole la velocidad media).

Las tablas 53, 54 y 55 comparan los resultados obtenidos cuando la conducción es libre con los conseguidos cuando el asistente informa al usuario sobre la velocidad óptima. En este caso podemos ver como la mejora en el consumo de combustible es peor respecto a la conseguida cuando se seguía a un vehículo de referencia. Con el asistente de velocidad el ahorro de combustible varió entre un 3.75% y 3.84%, mientras que cuando se emplea un vehículo de referencia la mejora fue de 5.83%. Además, en el caso del conductor B, el consumo de combustible empeoró con el asistente. En las pruebas se observó que los conductores no siguen el patrón óptimo de velocidad y conducen de forma similar a como lo harían sin ningún tipo de sistema cuando se utiliza el asistente en vez del vehículo de referencia.

La figura 67 muestra la velocidad del vehículo en cada punto del recorrido. En el gráfico, la distancia recorrida por el vehículo es representada en el eje X y la velocidad en el eje Y. Observando la figura se puede ver que:

- La velocidad del vehículo (línea naranja) disminuye cuando sigue al vehículo de referencia
- Entre los kilómetros 1.43 y 3.95 el usuario circuló a una velocidad media de aproximadamente 80 Km/h, mientras que cuando condujo libremente alcanzó los 100 Km/h durante un breve periodo de tiempo y tuvo que frenar desperdiciándose energía.
- Entre los kilómetros 0-1 y 4-8.3 el número e intensidad de las aceleraciones (positivas y negativas) disminuyó.
- Cuando el usuario sigue al conductor eficiente se incrementa el tiempo que el vehículo se encuentra circulando a velocidad constante. En este caso, el consumo de combustible disminuye, ya que desaparece la fuerza de resistencia a la aceleración que es proporcional al peso del vehículo y a la intensidad de la aceleración. Además no se desperdicia la energía en forma de calor.

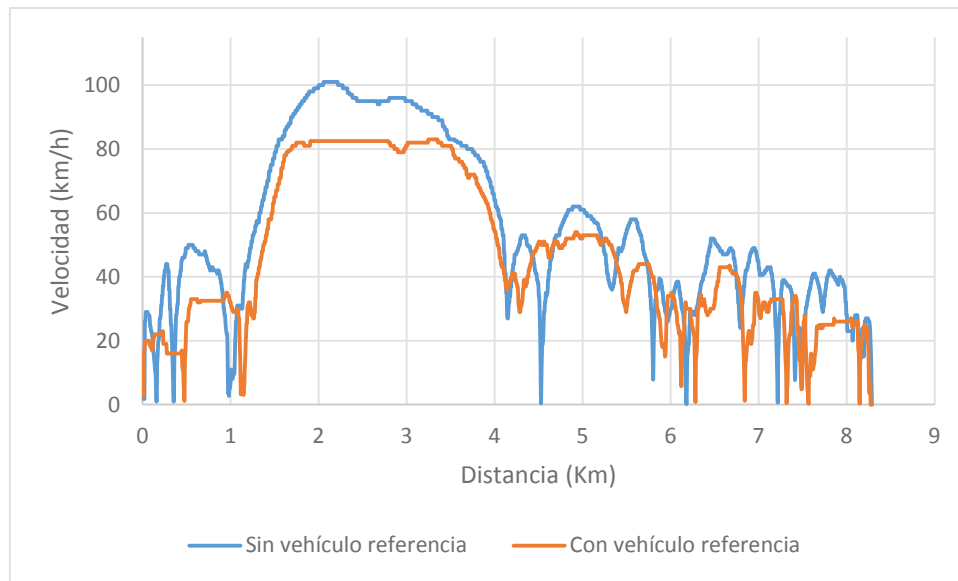


Figura 67. Comparación de patrones de velocidades conduciendo libremente y siguiendo a un conductor eficiente.

Capítulo 7. Conclusiones

Este capítulo resume el trabajo realizado. En primer lugar se muestran las conclusiones extraídas tras analizar el estado del arte relativo al consumo de combustible en los vehículos y las soluciones para reducirlo. Posteriormente, se exponen las principales características del asistente de conducción eficiente propuesto en esta tesis. A continuación, se presentan las ideas principales obtenidas durante la validación del asistente eco-driving. Posteriormente, se muestran las principales contribuciones realizadas. El capítulo finaliza proponiendo futuras líneas de trabajo que podrían ser desarrolladas a partir de este trabajo.

7.1 Conclusiones sobre el estado del arte

Tras la realización de este trabajo de investigación y el análisis del estado del arte sobre reducción del consumo de combustible en los vehículos las conclusiones que se han extraído son las siguientes:

- El sector del transporte demanda una gran cantidad de energía en comparación con otros sectores. Esta demanda tiene un gran coste económico y medioambiental. En los últimos años los fabricantes han introducido mejoras en los vehículos (aerodinámica, optimización del motor y reducción del peso) para disminuir el consumo de combustible debido al creciente interés de los compradores por este tema. Sin embargo, la renovación del parque automovilístico es muy lenta a pesar de las ayudas que ofrecen los gobiernos. En este entorno son necesarias soluciones que se puedan aplicar con independencia del tipo de vehículo como el eco-driving y el eco-routing.

El eco-driving se basa en la optimización de las variables que controla el conductor para reducir las solicitudes y las pérdidas de energía. El eco-routing consiste en la búsqueda de la ruta que minimice las emisiones y/o el consumo de combustible. Los algoritmos para obtener la ruta óptima emplean como parámetros de entrada la topología de la carretera, el límite de velocidad, y el estado de la carretera. El inconveniente de esta solución es que obliga al usuario a seguir una ruta determinada, que puede que no sea la preferida por él. Además, hay usuarios que no pueden cambiar de ruta como los transportistas o los conductores de autobuses. Esto es un problema muy importante porque precisamente en estos casos el consumo de combustible es más elevado que el de un turismo. Esta tesis se centra en el eco-driving que permite reducir el consumo de combustible sin cambiar de trayecto, y usando cualquier tipo de vehículo.

- Los fabricantes de vehículos se han visto obligados a adoptar medidas para reducir el consumo de combustible y la emisión de gases contaminante debido a las normativas impuestas por los países, y al creciente interés de los compradores. Antes del encarecimiento del combustible, los factores determinantes para la compra de un vehículo eran el precio y la potencia. Para verificar que los vehículos cumplen las normativas sobre emisiones se emplean ciclos de conducción que indican segundo a segundo la velocidad que debe tener el vehículo.

Este método presenta dos problemas: las pruebas no se realizan en entornos reales y no existe un estándar común para todos los países. Estos tests se aplican

en una nave cerrada donde hay unos rodillos sobre los cuales el vehículo se desplaza. Por otra parte, cada región aplica sus propios ciclos. Por ejemplo, en Estados Unidos se utiliza el ciclo SFTP US06/SC03 [85], mientras que en Europa se aplica NEDC (New European Driving Cycle) [147]. Los resultados obtenidos por estos tests difieren empleando los mismos vehículos. En la actualidad se está desarrollando un ciclo denominado “Worldwide harmonized Light vehicles Test Procedures (WLTP)” [172] que pretende ser el estándar mundial para la homologación de los vehículos.

- En los vehículos se producen muchas pérdidas de energía inevitables debidas al sistema de refrigeración, los gases de escape y a las de origen mecánico. A las ruedas sólo llega aproximadamente el 30% de la energía producida durante la combustión. Por lo tanto es prioritario evitar su desperdicio en las desaceleraciones.

Por otro lado, cuando un vehículo está en movimiento tiene que hacer frente a una serie de fuerzas que se oponen al movimiento: resistencia al avance por rodadura, resistencia por pendiente, resistencia aerodinámica y resistencia a la aceleración. Cuando el vehículo circula a velocidad constante desaparece esta última fuerza por lo que disminuye la demanda de energía. Las otras tres fuerzas de resistencia dependen de factores externos como: la orografía, la densidad del aire, la temperatura y el tipo de firme. El peso del vehículo es también un factor que tiene un impacto muy significativo en el consumo de combustible.

Las mejoras en la aerodinámica del vehículo sólo influyen en el consumo de combustible cuando la velocidad es elevada. En el caso de los vehículos turismo no tienen una gran relevancia.

- En el eco-driving existen cinco grandes líneas de investigación: Identificación de las variables que afectan al consumo de combustible, Modelos para la estimación del consumo de combustible, Modelos de control, Métodos para motivar al conductor a ahorrar combustible e Interfaces de usuario.
- Para optimizar la conducción es necesario conocer cuáles son las variables que afectan al consumo de combustible. Sin embargo es un problema muy complejo debido a su gran número y la dependencia que hay entre ellas. En la literatura existe un gran número de trabajos [24] [25] [26] [27] donde se trata de determinar cuáles son las más importantes. Sin embargo, las pruebas se realizan con simuladores o en entornos muy controlados por lo que los resultados pueden ser muy distintos respecto a la realidad.
- La estimación del consumo de combustible es transcendental para poder aconsejar al usuario sobre qué acciones debe realizar para minimizar el consumo con la suficiente antelación. Sin embargo, los modelos existentes [37] requieren datos que a priori son desconocidos como el número de veces que se va a detener el vehículo o la aceleración segundo a segundo. En este trabajo de investigación se ha sustituido la estimación del consumo de combustible por la estimación de la aceleración ya que existe una relación directa. Predecir la aceleración es menos complejo cuando se dispone de información previa

respecto al estilo de conducción y sobre los resultados obtenidos previamente por otros usuarios.

- Los modelos de control [36] [116] requieren gran cantidad de información sobre el entorno porque tienen que predecir el futuro cercano. Para obtenerla se necesitan sistemas de adquisición de datos que sean capaces de reportar el estado de las señales de tráfico dinámicas, las condiciones meteorológicas y el estado de la carretera. También es necesario conocer la topología de la carretera y las acciones que están realizando los conductores cercanos. Las redes de comunicación vehiculares V2V y V2I resultan imprescindibles para poder disponer de esta información. En la actualidad es muy difícil contar con toda esta información y no existe una infraestructura de comunicación. Por lo tanto, la mayoría de los modelos de control sólo han podido ser validados mediante simuladores. Recientemente, tanto la Unión Europea como Estados Unidos, están intentando impulsar este tipo de redes. Por otra parte, actualmente existen sistemas de control semiautomáticos como Eco-Pedal de Nissan [49]. Esta solución opone una resistencia en el pedal acelerador cuando el usuario acelera bruscamente. El problema es que al no disponer de información sobre el entorno, el sistema puede accionarse aunque la situación del entorno requiera aumentar la velocidad de forma brusca para evitar un peligro. Por lo tanto, muchos usuarios lo desactivan.
- Cambiar el estilo de conducción de los usuarios es muy difícil. La conducción es una tarea muy compleja, ya que el conductor tiene que realizar varias actividades al mismo tiempo. Por lo tanto, el conductor no se suele preocupar por las implicaciones que tienen sus decisiones en el consumo de combustible. Sus prioridades son la seguridad y llegar a su destino en el menor tiempo posible. Cuando los conductores reciben clases sobre conducción eficiente reducen el consumo de combustible, pero tras un periodo corto de tiempo vuelven a sus hábitos de conducción previos. En diversos estudios se destaca la necesidad de contar con mecanismos que motiven al usuario [126] [10] para seguir conduciendo eficientemente. Contar con conocimientos sobre eco-driving no es suficiente. El usuario necesita una retroalimentación continua para aplicar los consejos eco-driving.
- Numerosos autores concluyen que los asistentes de conducción son una buena solución para que el usuario adquiera conocimientos sobre conducción eficiente y animarlos a aplicarlos [30]. Sin embargo, tenemos que tener en cuenta que la interfaz de usuario es un aspecto crítico en este tipo de sistemas. La manipulación de dispositivos electrónicos durante la conducción es la causa de muchos accidentes de tráfico [173]. Actualmente la mejor forma de comunicarse con el usuario es mediante el altavoz, empleando locuciones claras y concisas. No obstante, tecnologías recientes como Google Glass [68] o sistemas de proyección en el cristal [69] frontal del vehículo mitigan las distracciones que causan mostrar consejos en pantalla. Estas soluciones permiten que el usuario reciba notificaciones visuales sin interferir en la tarea de observar la carretera. Además podrían ayudar a que la información fuese presentada de forma más clara. Por ejemplo, una de las soluciones que se plantean en este trabajo es un sistema para detectar cuales son los vehículos próximos más eficientes. En este caso, los vehículos se identifican por el fabricante, color y matrícula. En el caso

de disponer de algún sistema de proyección, se podría emplear la realidad virtual para superponer a los vehículos un color que indica el grado de eficiencia.

- La técnica de conducción “Eco-driving” presenta otras ventajas a parte de la reducción el consumo de combustible. Este estilo de conducción incrementa el tiempo de vida de los componentes del vehículo. Por ejemplo, los consejos relacionados con la minimización del uso del pedal freno tiene un efecto positivo sobre el desgaste de este. Además, se produce una mejora en la seguridad, ya que se basa en la previsión y en la anticipación. También se mejora el flujo de tráfico al realizar las aceleraciones de forma más efectiva y al ajustar la velocidad del vehículo, evitando las detenciones y maximizando la inercia. No obstante, algunos consejos sobre conducción eficiente pueden entrar en conflicto con la seguridad [17] como evitar reducir la marcha durante el mayor tiempo posible. Por lo tanto, es importante identificar qué consejos son adecuados tanto para la seguridad como para el ahorro energético. Otro inconveniente es que no existe un consenso en algunas reglas de conducción eficiente así como en su relevancia. Tenemos que tener en cuenta que muchos de los estudios se han realizado en entornos simulados o controlados, y en algunas ocasiones los resultados no son los mismos que los que se obtienen en entornos reales.

7.2 Conclusiones sobre el asistente de conducción

- En el capítulo 5 se presentó la arquitectura del asistente propuesto para ayudar y animar al usuario a ahorrar combustible durante sus desplazamientos. La solución propuesta suministra al usuario varios tipos de retroalimentaciones para lograr que el conductor cambie sus hábitos de conducción hacia unos más eficientes. El primer feedback es en tiempo real. El asistente avisa al usuario cuando realiza alguna acción ineficiente para que en un futuro no cometa el mismo error. Este feedback permite que el usuario no tenga que recordar las reglas de conducción eficiente. Al mismo tiempo, la solución provee información al usuario sobre el entorno para que este pueda tomar las medidas oportunas con antelación, minimizando la demanda y pérdida de energía.

El segundo feedback se suministra cuando finaliza el viaje y consiste en: puntuación, consumo de combustible, cantidad de CO₂ emitido, consejos de conducción eficiente basados en otros usuarios, posición en un ranking de eficiencia. La puntuación depende del grado de cumplimiento de las reglas de conducción eficiente por parte del usuario. Este segundo feedback se basa en el incentivo social y es muy importante para lograr que el usuario aplique los consejos propuestos y use el sistema.

- El sistema propuesto está continuamente monitorizando el entorno, el vehículo y los automóviles cercanos para poder emitir las recomendaciones sobre eficiencia. Los datos obtenidos por el sistema de adquisición de datos son analizados mediante algoritmos de inteligencia artificial para evaluar el comportamiento del conductor y extraer los consejos que se le deben mostrar para que reduzca el consumo de combustible y mejore su estilo de conducción. La elección de estos algoritmos se debe a que requieren poca memoria y a su baja complejidad, resultando adecuados para ejecutarse en entornos ubicuos y cuando se necesita una respuesta rápida.

- La solución emplea el puerto de diagnóstico OBD2 [157] para obtener la telemetría del vehículo. Este puerto está incluido en todos los vehículos fabricados a partir del año 2003, e incluso turismos con más antigüedad lo incluyen. Por lo tanto, la propuesta puede ser utilizada por una gran parte del parque automovilístico. En el caso del vehículo no dispusiese de este puerto, la propuesta seguiría siendo válida porque podría obtener la velocidad del vehículo mediante el GPS del dispositivo móvil. El único inconveniente es que no tendríamos de información sobre el consumo de combustible, y la velocidad de giro y carga del motor.
- El asistente presentado en esta tesis emite dos tipos de consejos dependiendo del momento en el que se emiten, consejos preventivos y consejos post-acción. Los consejos preventivos permiten ahorrar una gran cantidad de combustible ya que evitan que el usuario realice acciones ineficientes. Los consejos post-acciones advierten al usuario para que no vuelva a cometer errores en la conducción. El problema de estas recomendaciones es que el usuario tiene que recordarlas.
- En este trabajo se ha propuesto un sistema que permite identificar el perfil del conductor (eficiente, normal o agresivo). Conocer el comportamiento habitual del conductor es muy importante para ajustar los consejos eco-driving, evitando que el usuario pierda el interés. Por ejemplo, si a un usuario con perfil agresivo se le recomienda que circule a una velocidad demasiado baja seguramente no seguirá la recomendación y desactivará el asistente. El cambio hacia un estilo de conducción más eficiente se debe hacer de forma progresiva.
- La solución presentada no requiere sensores especiales ni realizar instalaciones complejas en el vehículo. El sistema sólo necesita un dispositivo móvil Android (aproximadamente 99 euros) y un adaptador OBD/Bluetooth (50 euros) para obtener la telemetría del vehículo. Por lo tanto, su precio es bastante bajo. Esta característica favorece su implementación, ya que los conductores son reacios a manipular sus vehículos y no quieren invertir en este tipo de sistemas, aunque se sienten atraídos por ellos.
- La propuesta presentada se vería beneficiada si se dispusiese de redes vehiculares. En la actualidad, existen múltiples normas emitidas por los distintos organismos de estandarización como IEEE 1609 para regular este tipo de redes. Sin embargo, todavía no existe la infraestructura necesaria desplegada en las carreteras. Por otra parte, este tipo de redes debería operar en la banda de los 5.9 GHZ. El problema es que esta frecuencia está abierta a dispositivos WIFI sin necesidad de licencia lo que podría provocar problemas de integridad y seguridad.

7.3 Conclusiones sobre las experiencias

- Los experimentos se realizaron en entornos reales, excepto el análisis del consumo de combustible cuando se avisa al usuario sobre la ocurrencia de incidentes en la carretera. En este caso se empleó el simulador de código abierto SUMO [169] para validar la solución. La causa por la que no se empleó un

entorno real se debe a que es difícil tener varios vehículos en circulación el mismo día y que en ese momento sucedan incidentes significativos.

- Las rutas utilizadas en las pruebas se encuentran localizadas en tres regiones distintas: Sevilla, Granada y Madrid. En los trayectos había varios tipos carretera: urbana, convencional y autovía.
- Todos los conductores muestran una actitud positiva respecto al uso de los asistentes de conducción eficiente, pero siempre y cuando no suponga un sobre coste elevado. Por otro lado, algunos usuarios fueron muy reacios a conectar el adaptador Bluetooth al puerto de diagnóstico de sus vehículos.
- La elección del incentivo teniendo en cuenta el perfil de usuario es muy importante para que sea realmente efectivo. Si el conductor tiene un estilo de conducción agresivo, el ahorro monetario es el menor estímulo. Este tipo de usuario también responde positivamente cuando se le explica que este estilo de conducción mejora la seguridad. En el caso de los usuarios con perfil normal los resultados obtenidos durante las pruebas muestran que es indiferente usar como incentivo el medio ambiente o el ahorro monetario. En este caso la seguridad no es un factor significativo porque estos conductores piensan que ya conducen de forma segura. Los usuarios ineficientes no necesitan ningún tipo de estímulo porque ya aplican las reglas de conducción eco-driving.
- En los trayectos habituales es frecuente que el conductor cometa errores desde el punto de vista de la eficiencia en los mismos sitios. En este caso, el perfil del usuario determina el número y tipo de errores. Los usuarios con un estilo de conducción agresivo se caracterizan por acelerar y frenar bruscamente, conducir a velocidad alta y exigir una velocidad de giro al motor muy elevada. Los errores de los usuarios con perfil normal se producen por frenar bruscamente, y en algunas ocasiones, estas desaceleraciones son inevitables. El número de regiones donde estos conductores realizan acciones ineficientes habitualmente es menor que los usuarios con perfil agresivo.
- Es posible predecir si el conductor va a actuar ineficientemente en una región basándose en su comportamiento previo antes de llegar a dicha área. La exactitud de esta predicción depende de la cantidad de información que tengamos disponible. En esta tesis doctoral se ha empleado la telemetría del vehículo e información sobre el tráfico. Con estos datos se ha conseguido predecir el comportamiento del conductor de forma correcta un 92% de las veces usando una red neuronal multicapa. Para mejorar esta tasa de acierto necesitaríamos conocer el estado de las señales de tráfico dinámicas. El consumo de combustible mejora entre un 16.01% y un 3.57% si se avisa al conductor con antelación sobre los errores que suele cometer en la zona próxima. No obstante, hay veces en las que el conductor ignora estos mensajes y conduce como lo hace habitualmente.
- Existe una relación entre el consumo de combustible y la velocidad media. Si la velocidad es alta, se incrementan las aceleraciones y desaceleraciones, produciéndose un aumento en el consumo de combustible. Por el contrario, cuando la velocidad es demasiado baja también tiene efectos negativos en el

ahorro energético porque el motor se encuentra funcionando más tiempo, y además, no se encuentra trabajando en su región óptima. La región óptima es diferente en cada vehículo y se puede obtener a través de la curva par-motor. No obstante, en la mayoría de los vehículos se consigue cuando el pedal acelerador está presionado $\frac{3}{4}$ partes de su recorrido y la velocidad del motor se encuentra en un rango comprendido entre los 1500-2000 R.P.M.

- Mostrar al usuario la velocidad media óptima tiene efectos positivos en el estilo de conducción, reduciendo el número de aceleraciones y desaceleraciones en el caso de los usuarios con perfil agresivo, y minimizando la duración del viaje en el caso de los usuarios que conducen más lentamente. Esta mejora en la conducción se traduce en un ahorro en el consumo de combustible de hasta un 13.43%.
- En las pruebas realizadas se observó que es mejor abrir las ventanillas del vehículo que accionar el aire acondicionado. Los resultados mostraron que el aire acondicionado aumenta el consumo de combustible 1l/100 km. Por el contrario, abrir la ventanilla supuso un incremento de aproximadamente 0.2 l/100 km. En ambos casos, las rutas contaban con tramos de autovía.
- Los incidentes en carretera (accidentes de tráfico, condiciones atmosféricas adversas y atascos) provocan un aumento significativo en el consumo de combustible y en la duración del viaje. En las pruebas se ha observado como en estos casos el consumo se puede incrementar hasta 1.5 l/100 km respecto al valor obtenido en condiciones normales. Avisar al usuario sobre los incidentes cercanos disminuye su impacto. La antelación con la que se notifique al conductor determinará el grado de ahorro que se conseguirá.
- Se puede detectar incidencias empleando la telemetría actual del vehículo y la obtenida por otros vehículos que han pasado por el lugar previamente. El algoritmo J48 es una buena solución para construir el modelo de detección debido a su tasa de acierto y tiempo de ejecución. Este algoritmo consigue resultados similares a otros como Máquinas de Soporte Vectorial (SMO) y Redes Multicapa Perceptrón (MLP), y su tiempo de ejecución es menor (98% respecto a MLP y 62.26% en comparación con SMO). La tasa de acierto fue del 96% usando un conjunto de entrenamiento de 100 muestras y validación cruzada con k igual a 20.
- Seguir a conductores eficientes provoca un decremento en el consumo de combustible y mejora las variables relacionadas con la agresividad en la conducción. Esta solución también afecta a la duración del trayecto aumentándola o disminuyéndola dependiendo del conductor. Mediante esta propuesta los conductores lograron ahorrar un 5.83% de media. Este porcentaje no es tan grande como el conseguido mediante otras soluciones debido a la dificultad de seguir en un entorno real con tráfico al vehículo de referencia. De forma similar, indicarle al usuario la velocidad óptima segundo a segundo no consiguió una mejora significativa en el consumo (aproximadamente un 3.70%). En este caso el asistente demanda mucha atención, y además, la alta variabilidad del tráfico imposibilita el seguimiento del patrón óptimo de velocidad.

- Los efectos del asistente de conducción se producen tras el uso continuado durante un periodo de tiempo cuya duración depende del perfil del usuario. Los conductores agresivos son los que más tardan en seguir las recomendaciones, pero consiguen un porcentaje de ahorro mayor que los usuarios normales y eficientes. Los mecanismos para motivar al usuario son imprescindibles para evitar que el conductor deje de utilizar el sistema durante el periodo en el cual las mejoras no son todavía significativas.
- La gamificación logra que los conductores mejoren el estilo de conducción con independencia de su perfil. Durante las pruebas se observó que cuando se utilizaba el asistente sin esta técnica, los conductores optimizaban su estilo de conducción, pero tras un periodo corto de tiempo, perdían el interés y volvían a sus hábitos previos. Esto sucedía especialmente con los conductores que presentaban un perfil de conducción más agresivo. Sin embargo, cuando se emplea esta metodología los conductores consiguen un ahorro de combustible de hasta un 20%, y lo mantienen. Si el consumo empeora, la causa son los factores externos y no el conductor, que sigue obteniendo una puntuación elevada. La puntuación depende del grado de cumplimiento de las reglas de conducción eficiente. Una puntuación alta indica que el conductor está aplicando las reglas de conducción eficiente. Este valor no siempre está relacionado con el consumo de combustible porque el estado del entorno provoca que varíe a pesar de que el conductor conduzca de forma eficiente. El eco-driving consiste en obtener el menor consumo posible en ese momento bajo las condiciones que se estén produciendo.

7.4 Contribuciones

Las principales contribuciones de este trabajo son:

Arquitectura de un asistente de conducción eficiente

En este trabajo de investigación se ha presentado la arquitectura de un asistente cuyo objetivo es que el conductor adquiriera conocimientos sobre conducción eficiente y los aplique. Además, a diferencia de otras soluciones, esta propuesta emplea información sobre el entorno para proporcionar al usuario consejos preventivos que evitan que el conductor realice acciones ineficientes. Los asistentes clásicos se limitan a avisar al usuario cuando vulneran alguna regla eco-driving, por ejemplo, acelerar bruscamente. Por otra parte, la solución no necesita instalar hardware especial en el vehículo y su coste es bajo. Los únicos requisitos son un dispositivo móvil Android (99 euros) y un adaptador OBD/Bluetooth (50 euros) para obtener la telemetría.

Sistema para evaluar la conducción y determinar el perfil del usuario

El consumo de combustible no es una buena variable para medir la eficiencia de la conducción debido a que depende de multitud de factores que son independientes del conductor tales como: el tráfico, las condiciones meteorológicas, el estado de las señales de tráfico, la antigüedad del vehículo, etc. En esta tesis doctoral se propone un sistema que emplea la lógica difusa para evaluar la conducción teniendo en cuenta el valor de las variables que dependen directamente del usuario y las reglas eco-driving basadas en las leyes físicas. La salida de esta solución es una puntuación que se normaliza entre 0 y 10, y que permite clasificar al usuario en normal, eficiente o agresivo.

Algoritmo para la estimación de la velocidad óptima de un tramo

La velocidad es un factor que influye de forma directa en la seguridad y en el consumo de combustible. Cuando la velocidad es inadecuada se produce un aumento en el desperdicio de energía.

En este trabajo de investigación se ha propuesto un algoritmo de tipo genético para estimar la velocidad media óptima. Este algoritmo tiene en cuenta el día, la hora, el perfil del usuario, las aceleraciones (positivas y negativas), y la energía cinética positiva para determinar cuál es la velocidad media más adecuada. A diferencia de otras soluciones se considera el tipo de usuario. Esta característica es importante porque si a un usuario se le propone una velocidad media muy baja no va a aplicar el consejo. Las pruebas nos muestran que las mejoras deben hacerse de forma progresiva. Además, es importante destacar que la función de coste consiste en minimizar las aceleraciones en vez del consumo de combustible como proponen otros autores [43]. Como se dijo anteriormente, el consumo no es la mejor variable en el campo del eco-driving debido a que depende de otros factores ajenos al conductor.

Modelo de detección de incidentes anómalos en carretera

Los incidentes afectan al consumo de combustible y a la emisión de gases contaminantes de forma muy significativa. En esta tesis se propone una solución para detectarlos empleando únicamente la telemetría actual del vehículo, el día de la semana, la hora y un registro histórico de las telemetrías obtenidas por otros vehículos. La telemetría histórica se filtra para recuperar las muestras que fueron capturadas a una hora y día de la semana similar a la actual. Este proceso de selección se lleva a cabo porque es habitual que en las horas punta la densidad de tráfico sea mayor. Sin embargo esto no es un evento anómalo.

La solución se puede emplear para notificar a los usuarios cercanos sobre el incidente para que puedan ajustar su velocidad o cambiar de ruta. Para realizar la detección de los eventos anómalos se plantea utilizar las siguientes variables: Velocidad Media, número de detenciones, tiempo máximo de parada, duración media de la parada, aceleración media (positiva y negativa), número de desaceleraciones y energía positiva cinética. La solución calcula la probabilidad de que esté ocurriendo un incidente mediante el algoritmo J48 (implementación de Weka del algoritmo C4.5). Este algoritmo consigue una tasa de acierto del 96% en un tiempo razonable. Además, este algoritmo se combina con el sistema de lógica difusa que evalúa la conducción del usuario. El objetivo es eliminar los falsos positivos provocados por conducir de forma ineficiente.

Obtención del patrón óptimo de desaceleración al acercarse a señales de tráfico

Una de las estrategias del eco-driving para reducir el consumo de combustible es minimizar las desaceleraciones. Durante la realización de esta tesis se observó que una de las causas de las desaceleraciones eran las señales de tráfico. Esto implica que el consumo de combustible sea mayor en carretera urbana que en autovía. En este trabajo se presenta un modelo para detectar y reconocer señales de tráfico verticales estáticas que puedan obligar al usuario a disminuir la velocidad o detenerse. Cuando se detecta una señal de tráfico cercana (paso de peatones, ceda al paso o stop), la solución estima la distancia de frenado y le indica al usuario cuando debe dejar de pisar el acelerador y con qué intensidad presionar el freno. El resultado de la aplicación de este patrón consiste en una suavización de las desaceleraciones, reduciéndose la cantidad de energía desperdiciada.

Análisis del seguimiento de un conductor eficiente

La mayoría de los trabajos sobre Eco-driving se centran en estudiar el impacto de esta técnica en el vehículo que se está conduciendo. Estos análisis no tienen en cuenta los efectos de seguir a un vehículo eficiente. En [54] se propuso un sistema consistente en mostrar al usuario el consumo de combustible de los vehículos cercanos. Los resultados muestran una respuesta positiva al reducirse las aceleraciones, desaceleraciones, y maximizarse el tiempo que el vehículo circula a velocidad constante. Sin embargo este experimento se realizó en un simulador. Además, como se ha comentado a lo largo de esta tesis, el consumo de combustible no es una buena variable para medir la eficiencia debido a su fuerte dependencia de otros factores ajenos al conductor como el modelo de vehículo, el tráfico o el estado de las señales de tráfico. En esta tesis se ha analizado el efecto que tiene en la conducción y en el consumo de combustible seguir a un vehículo eficiente. La propuesta indica al usuario cual es el vehículo más cercano eficiente, y le propone que lo siga. Para averiguar cuál es el conductor más eficiente se emplea un sistema de lógica difusa cuya salida depende del valor de las variables que controla el usuario (aceleración, desaceleración, velocidad y velocidad del motor)

Métodos para motivar al conductor a conducir eficientemente

Animar al conductor es esencial para evitar que vuelva a sus hábitos de conducción previos. En este trabajo de investigación se presenta una solución basada en la gamificación consistente en un sistema de puntuación, definición de logros, ranking de usuarios e incentivos. El sistema de puntuación emplea la lógica difusa para asignar al usuario una puntuación que depende del grado de cumplimiento de las reglas eco-driving. La puntuación permite crear un ranking entre los usuarios ordenados por la eficiencia en la conducción. Por otra parte se han definido logros para conseguir que los usuarios cumplan unos determinados objetivos que tienen un impacto importante en el consumo de combustible. Por ejemplo, completar un trayecto sin variar la velocidad más de 20 km/h en 5 segundos. Además, se ha realizado un análisis sobre el tipo de incentivo que influye de forma más positiva en el comportamiento del conductor teniendo en cuenta su perfil.

7.5 Cumplimiento de los objetivos iniciales de la tesis.

En los apartados 1.2 y 2.9 se enumeraron los objetivos de este trabajo de investigación y las carencias del estado del arte, respectivamente. A continuación se describe brevemente cómo se han cumplido los objetivos marcados y se han resuelto los inconvenientes detectados durante el análisis del estado del arte:

Análisis del estado del arte

Durante la realización de esta tesis se ha estudiado en profundidad la literatura relativa al eco-driving. Las carencias detectadas son:

- Un amplio número de propuestas se han validado únicamente en simuladores o entornos controlados.
- Las soluciones no tienen en cuenta el comportamiento previo del usuario. La consecuencia puede ser la desmotivación del usuario al ser los objetivos demasiado exigentes.
- Los algoritmos para la obtención de patrones de control son muy complejos y requieren una gran cantidad de información que es muy difícil conseguir en entornos reales.

- Muchas propuestas requieren instalar sensores en las carreteras y en el vehículo. Sin embargo, diversos estudios demuestran que los usuarios no se encuentran dispuestos a gastar una gran cantidad de dinero en este tipo de sistemas.
- En la literatura se destaca la necesidad de motivar al usuario. No obstante, los métodos que emplean son muy simples y no tienen en cuenta las características particulares de los conductores y los vehículos.
- No existe una métrica para comparar de forma precisa y justa la conducción de los usuarios.

Solución económica, compatible con un gran número de vehículos y de fácil instalación.

El asistente de conducción se ejecuta en un dispositivo móvil Android. Estos resultan ideales para monitorizar el entorno y extraer conclusiones (las recomendaciones) debido a sus sensores (GPS, Acelerómetro, Temperatura, Brújula, etc.), conexiones (UTMS, WIFI, Bluetooth, NFC), capacidad de procesamiento y coste.

Por otra parte, para obtener la telemetría del vehículo se emplea un adaptador OBD/Bluetooth. Esta solución es válida para un gran número de vehículos y su precio es reducido (aproximadamente 30 euros). La instalación consiste en conectar el adaptador al puerto de diagnóstico del vehículo que se suele situar debajo del volante o de los pedales. Por lo tanto, no es necesario realizar instalaciones complejas en el vehículo, que desincentivan el uso de asistentes. En la figura 68 se puede ver el adaptador OBD usado en las pruebas.



Figura 68. Adaptador OBD/Bluetooth utilizado para obtener la telemetría de los vehículos.

Identificación de las variables que afectan al consumo de combustible.

Durante la realización de la tesis se ha utilizado un adaptador OBD para obtener la telemetría (velocidad, aceleración, r.p.m. carga del motor, etc.) y se ha analizado la influencia de cada variable en el consumo de combustible (apartado 5.9 y capítulo 6). Las conclusiones son que la clave para ahorrar combustible es minimizar las aceleraciones y desaceleraciones.

Validar las soluciones en entornos reales

En el estado del arte se observó que muchas de las propuestas sólo se habían probado en simuladores o en entornos controlados. Por el contrario, las soluciones presentadas en esta tesis para ahorrar combustible han sido validadas en trayectos reales con carreteras urbana, convencional y autovía. Las rutas utilizadas se localizan en cuatro regiones diferentes de España: Madrid, Castilla y León, Sevilla y Granada. En estas

pruebas participaron más de 20 conductores con edades comprendidas entre los 18 y los 60 años, tanto hombre como mujeres. Entre los participantes había personas que emplean el vehículo de forma regular como usuarios con poca experiencia y que lo utilizan de forma esporádica. Los modelos de vehículos empleados fueron:

- Citroën Xsara Picasso 1.6 HDI (Diésel)
- Citroën Xsara Picasso 2.0 HDI (Diésel)
- Citroen C5 2.0 (Diésel)
- Ford Focus Sedan 1.6 (Diésel)
- Seat Cordoba 2.0 HDI (Diésel)
- Ford Focus 1.6 TCDI (Diésel)
- Toyota Auris (Diésel)
- Opel Insignia 2.0 CDTI (Diésel)
- Ford Fusión 1.4 HDI (Gasolina)
- Citroën Xsara 1.6 i VTS Coupé (Gasolina)
- Hyundai I30 (Gasolina)

La única solución que no ha sido posible validar en entorno real ha sido el ahorro de combustible que se consigue cuando el asistente avisa al usuario sobre la ocurrencia de eventos anómalos (apartado 6.6). La causa fue la imposibilidad de contar con varios coches circulando al mismo tiempo, y que ocurriese algún incidente en ese momento. En este caso se empleó el simulador SUMO. No obstante, el algoritmo para detectar los incidentes sí se pudo validar con muestras reales obtenidas a través del puerto de diagnóstico OBD.

Métrica para evaluar de forma justa la conducción e Identificación del perfil del usuario

No existe un mecanismo para evaluar con exactitud y equidad la conducción desde el punto de vista de la eficiencia. La mayoría de los autores utilizan como métrica el consumo de combustible. Sin embargo, su valor depende de un gran número de parámetros que son ajenos al conductor. En esta tesis se ha propuesto emplear un sistema de lógica difusa para evaluar la conducción y poder determinar el perfil de conducción (normal, agresivo o eficiente) del usuario según la puntuación obtenida. La lógica difusa nos permite definir grados de veracidad y falsedad de forma similar al comportamiento humano y puede gestionar información vaga. Esta característica es muy importante porque el concepto de eficiencia energética en los vehículos es impreciso. Conocer el comportamiento del usuario es importante para poder particularizar los consejos y seleccionar como modelos a los mejores conductores.

Adaptación de los consejos eco-driving a las características del conductor y el vehículo

Las recomendaciones del asistente propuesto en esta tesis se basan en la conducción de otros usuarios que poseen características similares (vehículo, estado del entorno y comportamiento) a las del conductor actual. El objetivo es que el usuario pueda aplicar fácilmente los consejos sin que suponga un cambio radical en su estilo de conducción, ya que en caso contrario podría optar por ignorarlos. Para seleccionar las muestras semejantes se propone utilizar el algoritmo de clustering Esperanza-Maximización.

Los modelos de control propuestos se basan en información que se puede obtener fácilmente

La mayoría de las propuestas existentes requieren información que es difícil conseguir en entornos reales, donde todavía no se han desplegado redes vehiculares y los sensores son escasos. Sin embargo, todas las propuestas que se han realizado en este trabajo de investigación utilizan variables que se pueden monitorizar fácilmente. Las soluciones presentadas se basan en la telemetría del usuario y las obtenidas por otros conductores bajo condiciones similares. El estado del entorno se consigue mediante servicios web o empleando la información que proveen los usuarios. Los elementos hardware necesarios consisten únicamente en un dispositivo móvil Android y un adaptador OBD/Bluetooth. La propuesta no requiere instalar sensores en la carretera ni en el vehículo.

Identificación del incentivo según el tipo de usuario

En la literatura, varios autores detectaron que la retroalimentación no tenía efectos en algunos usuarios debido a que se usaba la misma para todos, sin tener en cuenta las características particulares de cada conductor. En esta tesis se ha analizado cuál es el mejor incentivo dependiendo del perfil de conducción del usuario (apartado 6.1). Para ello un grupo de conductores con diferentes perfiles utilizaron el asistente con diversos incentivos. Los resultados muestran que la retroalimentación para los usuarios agresivos debe ser el ahorro monetario, mientras que los usuarios con perfil normal obtienen mejores resultados cuando se les muestra la cantidad de CO₂ emitida. El incentivo no tiene un impacto significativo en la conducción de los usuarios eficientes debido a que estos ya aplican las reglas de conducción eficiente.

Identificación de situaciones en las que el usuario desperdicia energía y elaboración de estrategias para evitarlo

En los experimentos realizados se detectó que en muchas ocasiones las aceleraciones y desaceleraciones frecuentes se deben a que el vehículo circula a una velocidad inadecuada. Para resolver este problema se han propuesto dos soluciones:

- Mostrar en cada tramo del viaje la velocidad media óptima teniendo en cuenta el estado del entorno y el perfil del usuario. El ahorro de combustible que se consigue mediante esta solución es un 7% de media.
- Informar al usuario sobre cuál es el mejor conductor cercano para que lo siga. Esta propuesta consigue minimizar el consumo de combustible hasta un 5.8%.

Además también se observó que los conductores que realizan trayectos habituales suelen cometer errores en los mismos lugares. En esta tesis se propone un sistema que predice si el usuario va a realizar acciones ineficientes al acercarse a un lugar donde previamente ha actuado mal. En caso afirmativo, informa al usuario con antelación. Los resultados muestran una mejora en el consumo de combustible de hasta un 16% cuando se utiliza esta propuesta.

Finalmente, otro escenario donde se desperdicia mucha energía es en carretera urbana. Las señales de tráfico obligan al usuario a frenar con frecuencia. Además, en algunas ocasiones la visibilidad de estas señales es deficiente, y por lo tanto, el usuario tiene que desacelerar bruscamente. En este trabajo de investigación se ha propuesto un sistema que detecta y reconoce señales de tráfico estáticas que obligan o pueden obligar al usuario a detenerse. Cuando el vehículo se aproxima a una de estas señales, el asistente estima el patrón óptimo de desaceleración y emite las recomendaciones pertinentes. El resultado es una suavización de la desaceleración y una maximización del uso de la energía cinética. Los conductores pueden ahorrar hasta 1.2 l/100 km mediante esta solución cuando circulan por entornos urbanos. En la literatura existen soluciones similares, pero todas ellas se basan en tener conocimiento sobre la

temporización de la señalización. Esta información es muy difícil conseguirla actualmente.

Desarrollo de soluciones para motivar al usuario

En el estado del arte se destaca la importancia de animar al usuario para conseguir que aplique y mantenga un estilo de conducción eficiente. En esta tesis se ha propuesto utilizar el método denominado “gamificación” para lograrlo. El asistente cuenta con un sistema de puntuación que premia al usuario cuando cumple las reglas eco-driving. La puntuación puede compararse con la de otros usuarios y amigos, añadiendo un componente social, que resulta muy motivante para un gran número de personas. Además, se ha definido un conjunto de logros para conseguir que el usuario aplique unas reglas concretas en su conducción, que tienen un impacto muy significativo en el consumo. También se incluyen incentivos (ahorro monetario, consumo de combustible y cantidad de CO₂ emitida) para que el conductor pueda ser consciente de los beneficios que está consiguiendo cambiando sus hábitos de conducción hacia unos más eficientes.

Análisis de las soluciones existente para comunicarse con el usuario

Los asistente de conducción ejercen una carga cognitiva en el conductor que puede provocar distracciones e incluso accidentes. Un aspecto muy importante de cualquier solución que requiera la atención del usuario es cómo se comunica con el usuario. En esta tesis doctoral se han analizado diversos métodos: pantalla, sonidos, locuciones y patrones de vibración. Los resultados muestran que la mejor solución es emplear instrucciones claras y no demasiado extensas. Utilizar sonidos o patrones de vibración causa confusión en un gran número de conductores. Por otro lado, mostrar las recomendaciones en pantalla exige que el usuario desvíe la atención de la carretera.

7.6 Líneas futuras de trabajo

En esta tesis doctoral se ha demostrado como el comportamiento del conductor tiene un fuerte impacto en el consumo de combustible y la emisión de gases contaminantes. El conductor puede controlar la demanda de energía y minimizar su desperdicio, anticipándose a un futuro cercano. Para poder hacer esto se requiere una gran cantidad de información sobre su entorno como: incidentes, condiciones meteorológicas, estado de las señales de tráfico dinámicas, localización de los vehículos cercanos, etc. En la actualidad disponer de toda esta información es complicado porque es necesario redes vehículo-a-vehículo (V2V) e infraestructura-a-vehículo (I2V) para enviarla y recibirla. En el futuro se quiere estudiar el empleo de la conectividad (Wifi, 3G, NFC, Bluetooth) que ofrecen los dispositivos móviles para la construcción de este tipo de redes.

Por otro lado, el mantenimiento de las carreteras supone un coste muy elevado que podría ser minimizado mediante un sistema automático que avise al centro responsable cuando haya algún desperfecto en las señales de tráfico o se hayan caído. Como trabajo futuro se podría analizar el empleo de la solución descrita en el apartado 5.7, denominada “Algoritmo para la estimación del patrón óptimo de desaceleración al acercarse a señales de tráfico estáticas” para mantener una base de datos de señales de tráfico actualizada.

En la sección 5.5 se describió un sistema para la estimación de la velocidad óptima en un segmento de carretera. Esta propuesta no tiene en cuenta la seguridad. Existen numerosos trabajos [74] donde se evidencia la relación entre la velocidad y la probabilidad de que suceda un accidente de tráfico. Una posible mejora del algoritmo

propuesto sería introducir en el modelo todas las variables relacionadas con la seguridad para el cálculo de la velocidad óptima.

En el apartado 5.3 se introdujo una propuesta para identificar el perfil de conducción del usuario. Este perfil cambia dinámicamente al verse influenciado por el estado físico y anímico del conductor. Por ejemplo, un conductor con perfil eficiente puede aumentar su tasa de desaceleraciones bruscas si ha tenido una discusión previa. Una posible línea de investigación sería analizar que métodos se podrían utilizar para averiguar el estado del conductor basándose en los cambios en su conducción. Por ejemplo, si el conductor invade el carril contrario y aumenta la frecuencia de las aceleraciones y desaceleraciones podría indicar que está cansado. Esta solución se podría utilizar para avisar a los conductores próximos y al propio usuario para evitar posibles accidentes de tráfico.

En esta tesis doctoral se ha presentado un asistente que proporciona recomendaciones para ahorrar combustible. Estas se basan en la telemetría del vehículo y en la información sobre las condiciones meteorológicas y el tráfico. Los consejos permiten ahorrar combustible, pero no tienen efecto en la salud del usuario, salvo los beneficios provocados por la reducción de la emisión de gases contaminantes. Por otra parte, en la actualidad se ha expandido el uso de cuantificadores personales que nos permiten obtener información sobre el estilo de vida. Una línea de investigación sería que los consejos emitidos por el asistente tengan en cuenta los hábitos de salud del usuario. Por ejemplo, si el conductor no ha caminado regularmente y el asistente recibe información sobre que en el lugar de destino hay muchos vehículos aparcados, la solución podría proponerle que aparque en un lugar más alejado. Esta propuesta permitiría reducir el consumo de combustible y al mismo tiempo mejorar la salud del conductor.

En el apartado 5.8 se propuso una solución para detectar incidentes en la carretera. Esta propuesta es muy efectiva ya que los conductores actúan como agentes móviles que van detectando problemas en la red de carreteras. Estos agentes se podrían utilizar para avisar de forma automática al centro de emergencias y enviar información para que los responsables puedan tomar las medidas oportunas. Una línea de investigación sería analizar el uso de los sensores de los dispositivos móviles para hacer posible la identificación del tipo de incidente. Por ejemplo, si en la carretera hay un vehículo averiado, la cámara del dispositivo móvil podría reconocer el triángulo que informa sobre el incidente y la matrícula del vehículo implicado para notificarlo al taller más cercano para que vengan a arreglar el vehículo.

Bibliografía

- [1] «Grupo de Investigación IDINFOR. Universidad de Sevilla,» 5 3 2014. [En línea]. Available: <http://madeira.lsi.us.es/Grupoldinfor/>.
- [2] «Grupo de Investigación Fotogrametría y Teledetección Cercana. Universidad de Vigo,» 5 3 2014. [En línea]. Available: http://gruposinvestigacion.uvigo.es/gi_es/xeotecnologias-aplicadas/inicio/.
- [3] «Grupo de investigación Laboratio de Redes. Universidad de Coruña,» 5 3 2014. [En línea]. Available: <http://lbd.udc.es/>.
- [4] A. Gorz, La ideología social del automóvil, Le Sauvage, 1973.
- [5] M. Ichiyo, Lucha de clases e innovación tecnológica en Japón, Buenos Aires: Antídoto, 1996.
- [6] European Commission, «Energy Markets in the European Union in 2011,» 2012.
- [7] Observatorio del Riesgo del Instituto de Estudios de la Seguridad (IDES), «Tráfico: civilización o barbarie,» Critèria, 2006.
- [8] F. Caiazzo, A. Ashok, I. A. Waitz, S. H. Yim y S. R. Barrett, «Air pollution and early deaths in the United States. Part I: Quantifying the impact of major sectors in 2005,» *Atmospheric Environment*, vol. 79, pp. 198-208, 2013.
- [9] «IDAE, Instituto para la Diversificacion y Ahorro de la Energía,» [En línea]. Available: <http://www.idae.es/>. [Último acceso: 16 01 2014].
- [10] A. af Wåhlberg, «Long-term effects of training in economical driving: Fuel consumption, accidents, driver acceleration behavior and technical feedback,» *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 37, nº 4, pp. 333-343, 2007.
- [11] J. Tulusan, L. Soi, J. Paefgen, M. Brogle y T. Staake, «"Eco-efficient feedback technologies: Which eco-feedback types prefer drivers most?,» de *IEEE International Symposium on a World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM)*, 2011.
- [12] J. Barbé y G. Boy, «On-board system design to optimize energy management,» de *European Annual Conference on Human Decision-Making and Manual Control*, Valenciennes, France, 2006.
- [13] Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía (IDAE), Manual de Conducción Eficiente para Vehículos Turismo, Madrid, 2007.
- [14] A. Dardanelli, M. Tanelli, B. Picasso, S. Savaresi, O. di Tanna y M. Santucci, «A Smartphone-in-the-Loop Active State-of-Charge Manager for Electric Vehicles,» *Mechatronics, IEEE/ASME Transactions on*, vol. 17, nº 3, pp. 454-463, 2012.
- [15] J. Van Mierlo, J. Maggetto, E. Van Burgwal y R. Gense, «Driving style and traffic measures-influence on vehicle emissions and fuel consumption,» *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, vol. 218,

nº 1, pp. 43-50, 2004.

- [16] Commission for Integrated Transport (UK), «Transport and climate change,» Londres, 2007.
- [17] N. Haworth y M. Symmons, «The relationship between fuel economy and safety outcomes,» Monash University Accident Research Centre, 2001.
- [18] P. Hedges y D. Moss, «Costing the effectiveness of training: case study 1 - improving Parcelforce driver performance,» *Industrial and Commercial Training*, vol. 28, nº 3, pp. 14-18, 1996.
- [19] H. Johansson, P. Gustafsson, P. Henke y M. Rosengren, «Impact of ecodriving on emissions,» de *12th Symposium Transport and Air Pollution Conference*, Avignon, 2003.
- [20] M. Waters y I. Laker, «Research on Fuel Conservation for Cars,» Transport and Road Research Laboratory (Report No 921), Crowthorne, 1980.
- [21] R. Isler, S. N.J. y S. J., «Evaluation of a sudden brake warning system: Effect on the response time of the following driver,» *Applied Ergonomics*, vol. 41, nº 4, pp. 569-576, 2010.
- [22] M. van der Voort, M. Dougherty y M. van Maarseveen, «A prototype fuel-efficiency support tool,» *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 9, nº 4, 2001.
- [23] T. Hiraoka, Y. Terakado, S. Matsumoto y S. Yamabe, «Quantitative evaluation of eco-driving on fuel consumption based on driving simulator experiments.,» de *16th World Congress on Intelligent Transport Systems*, 2009.
- [24] M. Kuhler y D. Kartens, Improved driving cycle for testing automotive exhaust emissions, SAE Technical Paper Series, 1978.
- [25] M. André, «Driving cycles develop-ment: Characterization of the methods,» SAE Technical Papers Series 961112, 1996.
- [26] I. Fomunung, S. Washington y R. Guensler, «A statistical model for estimating oxides emissions from light duty motor vehicles,» *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 4, nº 5, pp. 333-352, 1999.
- [27] E. Ericsson, «Independent driving pattern factors and their influence on fuel-use and exhaust emission factors,» *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, nº 6, pp. 325-345, 2001.
- [28] I. El-Shawarby, A. Kyoungcho y H. Rakha, «Comparative field evaluation of vehicle cruise speed and acceleration level impacts on hot stabilized emissions,» *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 10, nº 1, pp. 13-30, 2005.
- [29] C. Evans, «Driver behaviour effects on fuel consumption in urban driving,» *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, vol. 21, nº 4, pp. 389-398, 1979.
- [30] K. Boriboonsomin, A. Vu y M. Barth, «Co Eco-Driving: Pi-lot Evaluation of Driving Behavior Changes among U.S. Drivers,» University of California Transportation Center, California, 2009.
- [31] R. Akcelik y M. Besley, «Operating cost, fuel consumption and emission models in aaSIDRA and aaMotion,» de *25th Conference of Australian Institutes of Transport*

Research, 2003.

- [32] Akcelik & Associates, «Sidra Solutions,» [En línea]. Available: <http://www.sidrasolutions.com/>. [Último acceso: 14 01 2013].
- [33] M. Kamal, M. Mukai, J. Murata y T. Kawabe, «Ecological Vehicle Control on Roads With Up-Down Slopes,» *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, vol. 12, nº 3, pp. 783-794, 2011.
- [34] Q. Cheng, L. Nouveliere y O. Orfila, «A new eco-driving assistance system for a light vehicle: Energy management and speed optimization,» de *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2013 IEEE*, Goald Cost (Australia), 2013.
- [35] K. Collins y G. Muntean, «An adaptive vehicle route management Enabled by wireless vehicular networks,» 2008.
- [36] M. Kamal, M. Mukai, J. Murata y T. Kawabe, «On board eco-driving system for varying road-traffic environments using model predictive control,» de *Control Applications (CCA), 2010 IEEE International Conference on*, 2010.
- [37] I. Ben Dhaou, «Fuel estimation model for ECO-driving and ECO-routing,» de *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Badem (Alemania), 2011.
- [38] J. D. Van Der Laan, A. Heino y D. De Waard, «A simple procedure for the assessment of acceptance of advanced transport telematics,» *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 5, nº 1, pp. 1-10, 1997.
- [39] Y. Saboohi y H. Farzaneh, «Model for developing an eco-driving strategy of a passenger vehicle based on the least fuel consumption,» *Applied Energy*, vol. 86, nº 10, pp. 1925-1932, 2009.
- [40] M. Barth, S. Mandaba, K. Boriboonsomsin y H. Xia, «Dynamic ECO-driving for arterial corridors,» de *Integrated and Sustainable Transportation System (FISTS), 2011 IEEE Forum on*, 2011.
- [41] K. Brookhuis, C. van Driel, T. Hof, B. van Arem y M. Hoedemaeker, «Driving with a congestion assistant; mental workload and acceptance,» *Applied Ergonomics*, vol. 40, nº 6, pp. 1019-1025, 2009.
- [42] C. van Driel, M. Hoedemaeker y B. van Arem, «Impacts of a Congestion Assistant on driving behaviour and acceptance using a driving simulator,» *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, vol. 10, nº 2, pp. 139-152, 2007.
- [43] B.-R. Ke, C.-P. Wang, C.-L. Lin y Y.-K. Wu, «Fuel-efficient driving strategies for highway vehicles,» de *Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2010 the 5th IEEE Conference on*, 2010.
- [44] F. Mannering, W. Kilareski y S. Washburn, *Principles of highway engineering and traffic analysis*, John Wiley & Sons, 2007.
- [45] M. Barth y K. Boriboonsomsin, «Energy and emissions impacts of a freeway-based dynamic eco-driving system,» *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 14, nº 6, pp. 400-410, 2009.
- [46] A. Casavola, G. Prodi y G. Rocca, «Efficient gear shifting strategies for green driving policies,» de *American Control Conference (ACC), 2010*, 2010.

- [47] FIA Foundation, «EcoTest: Testing and Assessment Protocol,» 2012.
- [48] J. Bishop, A. Nedungadi, G. Ostrowski y B. Surampudi, «An Engine Start/Stop System for Improved Fuel Economy,» *SAE Technical Paper*, 2007.
- [49] «CNET: Eco-Pedal Nissan Infiniti M56 Sedan,» [En línea]. Available: http://reviews.cnet.com/2300-10863_7-10015587-22.html. [Último acceso: 15 01 2014].
- [50] T. Onoda, «IEA policies-G8 recommendations and an afterwards,» vol. 37, nº 10, 2009.
- [51] C. C. Rolim, P. C. Baptista, G. O. Duarte y T. L. Farias, «Impacts of On-board Devices and Training on Light Duty Vehicle Driving Behavior,» *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 111, pp. 711-720, 2014.
- [52] S. Trommer y A. Höltl, «Perceived usefulness of eco-driving assistance systems in Europe,» *Intelligent Transport Systems, IET*, vol. 6, nº 2, pp. 145-152, 2011.
- [53] A. Ryosuke y N. Yasuhide, «Development of a system to promote eco-driving and safe-driving,» de *Smart Spaces and Next Generation Wired/Wireless Networking: Third Conference*, 2010.
- [54] S. Matsumoto y H. Kawashima, «Fundamental study on effect of preceding vehicle information on fuel consumption reduction of a vehicle group,» *Communications and Networks, Journal of*, vol. 15, nº 2, pp. 173-178, 2013.
- [55] U. Hernandez-Jayo, I. Gallego, N. Bedoya, D. Reyero, I. Pallin y M. Larrucea, «A set of driver assistance services ready to be deployed on board,» de *Vehicular Electronics and Safety (ICVES), 2011 IEEE International Conference on*, 2011.
- [56] S. Godavarty, S. Broyles y M. Parten, «Interfacing to the on-board diagnostic system,» de *Vehicular Technology Conference, 2000. IEEE-VTS Fall VTC 2000*, 2000.
- [57] «Garmin Mechanic App,» [En línea]. Available: <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.garmin.android.apps.mech&hl=es>. [Último acceso: 2014 01 15].
- [58] «Torque,» [En línea]. Available: <http://torque-bhp.com/>. [Último acceso: 15 01 2014].
- [59] «Honda Eco-Assist,» [En línea]. Available: <http://automobiles.honda.com/spanish/accord-sedan/eco-assist.aspx>. [Último acceso: 15 01 2014].
- [60] H. Liimatainen, «Utilization of Fuel Consumption Data in an Ecodriving Incentive System for Heavy-Duty Vehicle Drivers,» *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, vol. 12, nº 4, pp. 1087-1095, 2011.
- [61] M. Peissner, V. Doebler y F. Metze, «Can voice interaction help reducing the level of distraction and prevent accidents? Meta-study on driver distraction and voice interaction,» NUNCE, 2011.
- [62] K. Young, M. Regan y M. Hammer, «Driver distraction: A review of the literature,» NSW: Australasian College of Road Safety, Sydney, 2007.
- [63] W. Y. Man, J. Brie, B. Vam Arem y S. Mizobuchi, «User needs in green its: the results of a questionnaire survey on Dutch and Japanese drivers,» *International Journal of Intelligent Transportation Systems Research*, vol. 10, nº 2, pp. 47-55, 2012.

- [64] C. Wickens, Processing resources and attention. Multiple-task performance, 1991, pp. 3-34.
- [65] B. Jensen, M. Skov y N. Thiruravichandran, «Studying driver attention and behaviour for three configurations of GPS navigation in real traffic driving,» de *SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2010.
- [66] A. Barón y P. Green, «Safety and Usability of Speech Interfaces for In-Vehicle Tasks while Driving: A Brief Literature Review,» Transportation Research Institute, 2006.
- [67] S. Castronovo, A. Mahr, M. Pentcheva y C. Müller, «Multimodal dialog in the car: combining speech and turn-and-push dial to control comfort functions,» de *INTERSPEECH*, Makuhari (Japón), 2010.
- [68] «Google Glass,» [En línea]. Available: <http://www.google.com/glass/start/>. [Último acceso: 20 12 2013].
- [69] «Garmin HUB,» [En línea]. Available: <https://buy.garmin.com/en-US/US/prod155059.html>. [Último acceso: 16 01 2014].
- [70] A. Riener, «Subliminal Persuasion and Its Potential for Driver Behavior Adaptation,» *Intelligent Transportation Systems*, vol. 13, nº 1, pp. 71-80, 2012.
- [71] M. Mulder, D. Abbink, M. Van Paassen y M. Mulder, «Design of a Haptic Gas Pedal for Active Car-Following Support,» *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, vol. 12, nº 1, pp. 268-279, 2011.
- [72] S. Yamabe , R. Zheng, K. Nakano y Y. Suda, «Physical Fatigue Comparison of Eco-Driving and Normal Driving,» *Journal of System Design and Dynamics*, vol. 5, nº 5, pp. 994-1004, 2011.
- [73] C. Schiessl, N. Fricke y M. Staubach, «Identification and analysis of motives for eco-friendly driving within the eco-move project,» *Intelligent Transport Systems, IET*, vol. 7, nº 1, pp. 46-54, 2013.
- [74] M. Young, S. Birrell y N. Stanton, «Safe driving in a green world: A review of driver performance benchmarks and technologies to support ‘smart’ driving,» *Applied Ergonomics*, vol. 42, nº 4, pp. 533-539, 2011.
- [75] Unión Europea, «Europa 2020,» 12 2 2014. [En línea]. Available: http://ec.europa.eu/europe2020/index_es.htm.
- [76] «Intelligent Energy Europe,» 12 2 2014. [En línea]. Available: <http://ec.europa.eu/energy/intelligent/>.
- [77] «EcoWill,» 12 2 2014. [En línea]. Available: http://www.ecodrive.org/en/home/ecowill_the_project/.
- [78] «PRESERVE,» 12 2 2014. [En línea]. Available: <http://www.preserve-project.eu/>.
- [79] «Car2Car,» 12 2 2014. [En línea]. Available: <http://www.car-to-car.org/>.
- [80] «COMeSafety2,» 12 2 2014. [En línea]. Available: <http://www.comesafety.org/>.
- [81] «Séptimo Programa Marco,» 22 2 2013. [En línea]. Available: http://cordis.europa.eu/fp7/home_es.html.

- [82] «Proyecto europeo Eco-Driver,» 18 03 2014. [En línea]. Available: <http://www.ecodriver-project.eu/>.
- [83] Unión Europea, «Horizon 2020,» 12 2 2014. [En línea]. Available: <http://ec.europa.eu/programmes/horizon2020/>.
- [84] «Plan de Ahorro y Eficiencia Energética 2011-2020,» IDAE, 8 03 2014. [En línea]. Available: http://www.idae.es/index.php/mod.documentos/mem.descarga?file=/documentos_11905_PAEE_2011_2020._A2011_A_a1e6383b.pdf.
- [85] J. Kassakian, H.-C. Wolf, J. Miller y C. Hurton, «Automotive electrical systems circa 2005,» *Spectrum, IEEE*, vol. 33, nº 8, pp. 22-27, 1996.
- [86] C. Silva, M. Ross y T. Farias, «Evaluation of energy consumption, emissions and cost of plug-in hybrid vehicles,» *Energy Conversion and Management*, vol. 50, nº 7, pp. 1635-1643, 2009.
- [87] «Oak Ridge National Laboratory,» 12 2 2014. [En línea]. Available: . <http://cta.ornl.gov/data/chapter4.shtml>.
- [88] «Worldwide harmonized Light vehicles Test Procedure (WLTP),» 12 2 2014. [En línea]. Available: <https://www2.unece.org/wiki/pages/viewpage.action?pageId=2523179>.
- [89] European Commission, «Roadmap to a Single European Transport Area – Towards a competitive and resource efficient transport system,» Bruselas, 2011.
- [90] N. Warburg, A. Forell, L. Guillon, H. Teulon y B. Canaguier, «Analyse du cycle de vie comparative véhicule électrique - véhicule thermique,» 2014.
- [91] K. Anh y H. Rakha, «The effects of route choice decisions on vehicle energy consumption and emissions,» *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 13, nº 3, pp. 151-167, 2008.
- [92] H. Frey, K. Zhang y N. Rouphail, «Fuel use and emissions comparison for alternative routes, time of day, road grade, and vehicle based on in-use measurements,» *Environ. Sci. Technol.*, vol. 42, nº 7, pp. 2483-2489.
- [93] E. Ericsson, H. Larsson y K. Brundell-Freij, «Optimizing route choice for lowest fuel consumption – Potential effects of a new driver support tool,» *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 14, nº 6, pp. 369-383, 2006.
- [94] M. Barth, K. Boriboonsomsin y A. Vu, «Environmentally friendly,» de *Intelligent Transportation Systems Conference*, Seattle, 2007.
- [95] K. Boriboonsomsin y M. Barth, «Impacts of Road Grade on Fuel Consumption and Carbon Dioxide Emissions Evidenced by Use of Advanced Navigation Systems,» *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, vol. 2139, nº 1, pp. 21-30, 2010.
- [96] S. Hallmark, R. Guensler y I. Fomunung, «Characterizing on-road variables that affect passenger vehicle modal operation,» *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 7, nº 2, pp. 81-98, 2002.
- [97] C. Minett, A. Salomons, W. Daamen, B. Van Arem y S. Kuijpers, «Eco-routing: Comparing the fuel consumption of different routes between an origin and destination using field

test speed profiles and synthetic speed profiles,» de *Integrated and Sustainable Transportation System (FISTS), 2011 IEEE Forum on*, 2011.

- [98] R. Ganti, N. Pham, H. Ahmadi, S. Nagia y F. Abdelzaher, «GreenGPS: a participatory sensing fuel-efficient maps application,» de *8th international conference on Mobile systems, applications, and services (MobiSys '10)*, New York (USA), 2010.
- [99] K. Boriboonsomsin, M. Barth, W. Zhu y A. Vu, «Eco-Routing Navigation System Based on Multisource Historical and Real-Time Traffic Information,» *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, vol. 13, nº 4, pp. 1694-1704, 2012.
- [100] «Society of Automotive Engineers,» 27 02 2014. [En línea]. Available: <http://www.sae.org/>.
- [101] M. Barth y K. Boriboonsomsin, «Real-world carbon dioxide impacts of traffic congestion,» *Transportation Research Record*, vol. 2058, pp. 163-171, 2008.
- [102] M. Llanos López, Circuitos eléctricos auxiliares del vehículo, Paraninfo, 2011.
- [103] R. Makowitz y C. Temple, «FlexRay-a communication network for automotive control systems,» de *IEEE International Workshop on Factory Communication Systems*, 2006.
- [104] «ScanTool,» 03 10 2013. [En línea]. Available: <http://www.scantool.net/obdlink.html>.
- [105] «Toyota Prius,» 27 02 2014. [En línea]. Available: <http://www.toyota.com/prius/#!/Welcome>.
- [106] H. Zhang, «The optimality of naive bayes,» de *Seventeenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference (FLAIRS 2004)*, 2004.
- [107] L. Zadeh, «Fuzzy sets,» *Information and Control*, vol. 8, nº 3, pp. 338-353, 1965.
- [108] A. kaur y A. Kaur, «Comparison of fuzzy logic and neuro fuzzy algorithms for air conditioning system,» *International journal of soft computing and engineering*, pp. 2231-2307, 2012.
- [109] J. Quinlan, «Induction of Decision Trees,» *Machine Learning*, vol. 1, nº 1, pp. 81-106, 1986.
- [110] J. Quinlan, C4.5: Programs for Machine Learning, Morgan Kaufmann , 1993.
- [111] «Weka,» 16 2 2014. [En línea]. Available: <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>.
- [112] C. Cortes y V. Vapnik, «Support-vector networks,» *Machine Learning*, vol. 20, nº 3, pp. 273-297, 1995.
- [113] J. Mercer, «Functions of positive and negative type and their connection with the theory of integral equations,» *Philosophical Transactions of the Royal Society*, vol. 209, pp. 415-446, 1909.
- [114] J. H. Holland, «Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence.,» Michigan Press, 1975, p. 183.
- [115] M. Bramlette, «Initialization, Mutation and Selection Methods in Genetic Algorithms for Function Optimization,» de *ICGA*, 1991.
- [116] J. Smith y T. Fogarty, «Self adaptation of mutation rates in a steady state genetic algorithm,» de *Evolutionary Computation., Proceedings of IEEE International Conference*

on, 1996.

- [117] R. Michalski, «A Theory and Methodology of Inductive Learning,» *Machine Learning*, pp. 83-134, 1983.
- [118] A. P. Dempster, N. M. Laird y D. B. Rubin, «Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm,» *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, vol. 39, nº 1, pp. 1-38, 1977.
- [119] M. Garre, J. Cuadrado, M. Sicilia, D. Rodríguez y R. Rejas, «Comparación de diferentes algoritmos de clustering en la estimación de coste en el desarrollo de software,» *REICIS. Revista Española de Innovación, Calidad e Ingeniería del Software*, pp. 6-22, 2007.
- [120] M. Minsky y P. Seymour, *Perceptrons*, Oxford (England), 1969.
- [121] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton y R. J. Williams, *Learning Internal Representations by Error Propagation*, CALIFORNIA UNIV SAN DIEGO LA JOLLA INST FOR COGNITIVE SCIENCE, 1986.
- [122] J. Hopcroft, A. Aho y J. Ullman, *Data structures and algorithms*, Addison-Wesley.
- [123] P. Viola y M. Jones, «Rapid object detection using a boosted cascade of simple features,» de *Computer Vision and Pattern Recognition, Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on*, 2001.
- [124] R. Lienhart y J. Maydt, «An extended set of Haar-like features for rapid object detection,» de *Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on*, 2002.
- [125] C. Papageorgiou, M. Oren y T. Poggio, «A general framework for object detection,» de *Computer Vision, 1998. Sixth International Conference on*, 1998.
- [126] B. Beusen, S. Broekx, T. Denys, C. Beckx, B. Degraeuwe, M. Gijsbers, K. Scheepers y R. T. L. I. P. Leen Govaerts, «Using on-board logging devices to study the longer-term impact of an eco-driving course,» *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 14, nº 7, pp. 514-520, 2009.
- [127] K. Boriboonsomin, A. Vu y M. Barth, «Eco-Driving: Pilot Evaluation of Driving Behavior Changes,» *Riverside, CA: College of Engineering-Center for Environmental Research and Technology*, 2010.
- [128] I. Gómez-Chacón, «Matemáticas: El informe PISA en la práctica. Una acción formativa del profesorado,» *Revista de didáctica de las matemáticas*, vol. 11, nº 41, pp. 40-51, 2006.
- [129] E. L. Deci y R. M. Ryan, *Handbook of self-determination research*, University Rochester Press, 2002.
- [130] P. Backlund y M. Hendrix, «Educational Games - Are They Worth the Effort?a Literature Survey of the Effectiveness of Serious Games,» de *International Conference on Games and Virtual Worlds for Serious Applications (VS-GAMES)*, 2013.
- [131] K. Erenli, «The impact of gamification: A recommendation of scenarios for education,» de *Interactive Collaborative Learning (ICL), 2012 15th International Conference on*, 2012.
- [132] R. Terlutter y M. Capella, «The Gamification of Advertising: Analysis and Research Directions of In-Game Advertising, Advergaming, and Advertising in Social Network

Games,» *Journal of Advertising*, vol. 42, nº 2, 2013.

- [133] K. Giannakis, K. Chorianopoulos y L. Jaccheri, «User requirements for gamifying sports software,» de *International Workshop on Games and Software Engineering (GAS)*, 2013.
- [134] K. Werbach y D. Hunter, *For the Win: How Game Thinking Can Revolutionize Your Business*, Wharton Digital Press, 2012.
- [135] R. Bartle, *Designing virtual worlds*, New Riders, 2004.
- [136] C. Heeter, B. Magerko, B. Medler y J. Fitzgerald, «Game Design and the Challenge-Avoiding, Self-Validator Player Type,» *International Journal of Gaming and Computer-Mediated Simulations (IJGCMS)*, vol. 1, nº 3, pp. 53-67, 2009.
- [137] D. Welk, «Mitigating Driver Distraction with Smart Phone Connectivity,» *SAE International*, 2011.
- [138] J. Antin y E. F. Churchill, «Badges in social media: A social psychological perspective,» de *CHI 2011 Gamification Workshop Proceedings*, Vancouver (Canada), 2011.
- [139] J. Froehlich, L. Findlater y J. Landay, «The design of eco-feedback technology,» de *SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2010.
- [140] K. Kircher, C. Fors y C. Ahlstrom, «Continuous versus intermittent presentation of visual eco-driving advice,» *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2014.
- [141] A. K. Dey, G. D. Abowd y D. Salber, «A conceptual framework and a toolkit for supporting the rapid prototyping of context-aware applications,» *Journal Human-Computer Interaction*, vol. 16, nº 2, pp. 97-166, 2001.
- [142] E. Arroyo, S. Sullivan y T. Selker, «CarCoach: a polite and effective driving coach,» *CHI '06 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp. 357-362, 2006.
- [143] A. Meschtscherjakov, Wilfinger, S. T. D. y M. Tscheligi, «Acceptance of future persuasive in-car interfaces towards a more economic driving behaviour,» de *International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*, 2009.
- [144] K. A. Hutton, C. G. Sibley, D. N. Harper y M. Hunt, «Modifying driver behaviour with passenger feedback,» *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, vol. 4, nº 4, pp. 257-269, 2001.
- [145] A. Smiley y J. A. Michon, *Conceptual framework for generic intelligent driver support*, 1989.
- [146] D. Formosa, «Ford SmartGauge: Designing an Extra 9 MPG?,» 2009.
- [147] «Fiat EcoDrive,» [En línea]. Available: <http://www.fiat.com/ecodrive/>. [Último acceso: 15 01 2014].
- [148] H. Lee, W. Lee y Y. K. Lim, «The effect of eco-driving system towards sustainable driving behavior,» de *CHI'10 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, 2010.
- [149] S. Siero, M. Boon, G. Kok y F. Siero, «Modification of driving behavior in a large transport organization: A field experiment,» *Journal of Applied Psychology*, vol. 74, nº 3, pp. 417-423, 1989.

- [150] F. L. Law, Z. Mohd Kasirun y C. K. Gan, «Gamification towards sustainable mobile application,» de *5th Malaysian Conference in Software Engineering (MySEC)*, 2011.
- [151] «WAZE,» [En línea]. Available: <https://www.waze.com/es/>. [Último acceso: 15 01 2014].
- [152] R. Nairn, L. Segal y H. Watson, «Victorian transport externalities study 3. Strategies for reducing emissions of greenhouse gases and ozone precursors from land-based transport.,» EPA, Melbourne, 1994.
- [153] «Peugeot 3008,» 2013. [En línea]. Available: <http://www.peugeot.es/descubrir/3008/crossover/p=seguridad/>. [Último acceso: 20 12 2013].
- [154] «Google Glass,» 2013. [En línea]. Available: <http://www.google.com/glass/start/>. [Último acceso: 20 12 2013].
- [155] Departamento de defensa de EEUU, «NIMA Technical Report TR8350.2,» 1997.
- [156] L. Evans, «Driver Behavior Effetcts On Fuel Consumption in Urban Driving Humans Factors,» *Journal of the human factors and ergonomics society*, vol. 21, pp. 4389-398, 1979.
- [157] J. Gonder, M. Earleywine y W. Sparks, «Analysing Vehicle Fuel,» de *SAE World Congress*, Detroit, 2012.
- [158] J. Bishop, A. Nedungadi, G. Ostrowski y B. Surampudi, «An engine start/stop system for improved fuel economy,» *Energy*, 2007.
- [159] J. Barbé y G. Boy, «On-board system design to optimize energy management,» de *Proceedings of the European Annual Conference on Human Decision-Making and Manual Control (EAM'06)*, France, 2006.
- [160] O. Koskinen, «Improving vehicle fuel economy and reducing emissions by driving technique,» de *Proceedings of the15th ITS World Congress*, New York, 2008.
- [161] J. Gillis y M. Cooper, «On the road to 54 MPG: A progress report on achievability,» Consumer Federation of America, 2013.
- [162] A. Peters, P. d. Haanb y R. W. Scholzc, «Understanding Car Buying Behavior: Psychological Determinants of Energy Efficiency and Practical Implications,» *International Journal of Sustainable Transportation*, 2013.
- [163] «Google Play Services,» 28 02 2014. [En línea]. Available: <http://developer.android.com/google/play-services/index.html>.
- [164] J. Froehlich, L. Findlater y J. Landay, «The design of eco-feedback technology,» de *SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2010.
- [165] K. Young y M. Regan, «Driver distraction: A review of the literature. Distracted driving,» pp. 397-405, 2007.
- [166] A. Riener, «Subliminal Persuasion and Its Potential for Driver Behavior Adaptation,» *Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 13, nº 1, pp. 71-80, 2012.
- [167] Y. Lin, S. Lin, P. Li, W. Huang y C. Chen, «Prevalent Hallucinations during Medical Internships: Phantom Vibration and Ringing Syndromes,» *Journal of Psychiatric Research* , vol. 47, nº 9, 2013.

- [168] A. Likert, «A Technique for the Measurement of Attitudes,» *Archives of Psychology*, vol. 22, nº 140, pp. 1-55, 1932.
- [169] D. Krajzewicz, J. Erdmann, M. Behrisch y L. Bieker, «Recent Development and Applications of SUMO - Simulation of Urban MObility,» *International Journal On Advances in Systems and Measurements*, vol. 5, pp. 128-138, 2012.
- [170] J. Landis y G. Koch, «The measurement of observer agreement for categorical data,» vol. 33, nº 1, pp. 159-174, 1977.
- [171] A. Bandura, *Pensamiento y accion. fundamentos sociales*, M. Roca, Ed., 1989, p. 656.
- [172] «UNECE's World Forum for Harmonization of Vehicle Regulation,» 17 3 2014. [En línea]. Available: <http://www.unece.org/trans/main/welcwp29.html>.
- [173] Fundación Mapfre, «Navegadores: ¿ayuda o distracción?,» 2006.
- [174] O. Koskinen, «Improving vehicle fuel economy and reducing emissions by driving technique,» de *ITS World Congress*, New York, 2008.
- [175] O'Connor, J. John, Robertson y F. Edmund, «Student's t-test,» 18 02 2014. [En línea]. Available: <http://www-history.mcs.st-andrews.ac.uk/Biographies/Gosset>.
- [176] B.-R. Ke, C.-P. Wang, C.-L. Lin y Y.-K. Wu, «Fuel-efficient driving strategies for highway vehicles,» de *5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*.
- [177] S. Matsumoto y H. Kawashima, «Fundamental study on effect of preceding vehicle information on fuel consumption reduction of a vehicle group,» *Journal of Communications and Networks*, vol. 2, pp. 173-178, 15.
- [178] Instituto de Estudios de la Seguridad, «Tráfico: civilización o barbarie?. Informe 2006 del Observatorio del Riesgo,» Critèria, 2006.